



Universidad Nacional Autónoma de México
Programa de Posgrado en Ciencias de la Administración

Teoría del valor en riesgo (VAR) bajo metodologías convencionales vs otras métricas de cuantificación del (VAR) en el mercado de valores colombiano.

T e s i s

Que para optar por el grado de:

Maestro en Finanzas
Campo de conocimiento: Bursátiles

Presenta:

Daniel Fernando Urrea Ordoñez

Tutora:

Dra. María Luisa Saavedra García

Facultad de Contaduría y Administración

Ciudad de México, diciembre de 2022.



Universidad Nacional
Autónoma de México

Dirección General de Bibliotecas de la UNAM

Biblioteca Central



UNAM – Dirección General de Bibliotecas
Tesis Digitales
Restricciones de uso

DERECHOS RESERVADOS ©
PROHIBIDA SU REPRODUCCIÓN TOTAL O PARCIAL

Todo el material contenido en esta tesis esta protegido por la Ley Federal del Derecho de Autor (LFDA) de los Estados Unidos Mexicanos (México).

El uso de imágenes, fragmentos de videos, y demás material que sea objeto de protección de los derechos de autor, será exclusivamente para fines educativos e informativos y deberá citar la fuente donde la obtuvo mencionando el autor o autores. Cualquier uso distinto como el lucro, reproducción, edición o modificación, será perseguido y sancionado por el respectivo titular de los Derechos de Autor.

Índice

Índice de cuadros.....	5
Índice de figuras.....	5
Índice de gráficas.....	5
Índice de tablas.....	6
Glosario.....	7
Agradecimientos.....	9
Introducción.....	10
a. Planteamiento del problema.....	12
b. Pregunta de la investigación.....	13
c. Objetivo de la investigación.....	14
c.1 Objetivo general.....	14
c.2 Objetivos específicos.....	14
d. Hipótesis.....	14
e. Matriz de Congruencia.....	15
f. Metodología de la investigación.....	15
g. Justificación.....	16
Parte I. Marco teórico, optimización financiera, administración del riesgo y teoría de valor en riesgo.....	18
1.1 Bolsa de Valores de Colombia (BVC).....	18
1.2 Índice COLCAP.....	19
II. Marco teórico.....	27
2.0 Revisión de la literatura.....	27
2.1 Optimización financiera de portafolios de inversión.....	42
2.1.2 CAPM.....	44
2. Riesgo.....	45
2.2.1 Definición.....	45
2.2.2 Clasificación del riesgo.....	49
2.2.3 Tipología de riesgos.....	50
2.2.4 regulación y supervisión del riesgo.....	56
2.2.4.1 Comité de Basilea.....	56
2.2.4.1.1 Basilea I.....	59

2.2.4.1.2 Basilea II	61
2.2.4.1.3 Basilea III.	65
2.2.4.2 Normativa mercado de valores colombiano	69
2.3 Administración del riesgo.	74
2.3.1 Proceso administración del riesgo.....	74
2.3.2 Mercados financieros.....	78
2.3.2.1 Clasificación de los mercados financieros.....	83
2.3.2.2 Mercado de deuda.....	85
2.3.2.3. Mercado de divisas.....	87
2.3.2.4 Mercado de derivados.....	89
2.3.2.5. Mercado de capitales.	93
2.2.3. Medidas de riesgo.....	96
2.2.3.1. Estadísticos.	96
2.2.3.2. Distribución de frecuencias	99
2.2.3.3. Volatilidad.....	105
2.2.3.4. Series de tiempo modeladoras de volatilidad.....	112
2.4. Teoría de Valor en Riesgo. (VAR)	123
2.4.1 Definición Teoría de valor en riesgo.	123
2.4.2 Fundamento Teoría valor en riesgo.	123
2.4.3 Metodologías convencionales del valor en riesgo	126
2.5 Control desempeño del riesgo.....	132
2.5.1 Pruebas de estrés.	132
2.5.2 Backtesting.....	134
2.5.2.1 Prueba de Kupiec	135
2.5.2.2. Prueba de Christoffersen.....	137
2.5.3 Teoría de valor extremo (TVE).....	138
2.5.3.1 Definición teoría de valor extremo (TVE)	138
2.5.3.2 Fundamento teoría de valor extremo (TVE).	140
2.5.3.3 Modelos derivador de la teoría de valor extremo (TVE)	141
Parte II. Aplicación de metodologías, análisis de resultados y conclusiones	145
II. Aplicación de metodologías en el mercado de valores colombiano.....	145
3.1 Descripción de datos.	145
3.2 Aplicación de metodologías.....	146

3.2.1 Optimización de portafolios.	146
3.2.2 Aplicación de metodologías del VAR.....	151
3.3 Análisis de los resultados.....	160
IV. Conclusiones	165
4.1 Líneas de investigación.....	169
V. Bibliografía.....	170

Índice de cuadros.

Cuadro 1. Consolidación total de las canastas del índice COLCAP en el período de estudio.....	24
Cuadro 2. Características principales Acuerdo de Basilea III.....	66
Cuadro 3. Pilares Acuerdo de Basilea III.....	67
Cuadro 4. Marco regulatorio de capital. De Basilea II a Basilea III	68
Cuadro 5. Regulación y supervisión del Mercado de Valores colombiano.....	69
Cuadro 6. Principal normativa Mercado de Valores colombiano.....	73

Índice de figuras.

Figura 1. Clasificación de riesgos	55
Figura 2. Fases de la administración del riesgo	75
Figura 3. Características de los mercados financieros.....	80
Figura 4. Clasificación de activos financieros.....	82
Figura 5. Clasificación de los mercados financieros.	83
Figura 6. Clasificación instrumentos financieros de deuda.	86
Figura 7. Riesgos derivados de operación con divisas.	88
Figura 8. Clasificación mercados participantes en el mercado de divisas.....	89
Figura 9. Instrumentos del mercado de derivados.	91
Figura 10. Instrumentos del mercado de derivados.	92
Figura 11. Objetivos inversionistas en el mercado de capitales.....	95
Figura 12. Tipología de acciones.	95

Índice de gráficas.

<i>Grafica 1. Distribución normal estándar</i>	100
Grafica 2. Distribución normal con diferente dispersión.	101

Grafica 3. Desviaciones distribución normal.	103
Grafica 4. Distribuciones leptocúrticas, mesocúrtica y platicúrtica.	104
Grafica 5. Sesgos de simetría.	105
Grafica 6. Volatilidad de mercado.	106
Grafica 7. Tendencias de mercado.	114
Grafica 8. Distribución y resumen estadístico escenarios propuestos.	148
Grafica 9. Optimización escenarios propuestos.	150
Grafica 10. Histograma VAR y C-VAR Simulación de Montecarlo bajo RiskSimulator	157
Grafica 11. Ajuste de distribución escenarios.	158
Grafica 12. Distribución COLCAP & US10Y.....	160

Índice de tablas.

Tabla 1. Factores de suavizado λ propuestos en RiskMetrics.....	110
Tabla 2. Estadísticos escenarios propuestos.	147
Tabla 3. Excesos de retornos, tasas libres de riesgo y rentabilidades diarias esperadas escenarios propuestos.	149
Tabla 4. Matriz de varianza – covarianza escenarios propuestos.	149
Tabla 5. Optimización de portafolios bajo el índice de Sharpe.....	151
Tabla 6. VAR delta normal escenarios propuestos.	151
Tabla 7. VAR EWMA escenarios propuestos.	153
Tabla 8. VAR simulación histórica escenarios propuestos.....	154
Tabla 9. Resultado cuantificación del VAR bajo simulación de Montecarlo frecuencias acumuladas.....	155
Tabla 10. Resultados cuantificación del VAR y C-VAR bajo simulación de Montecarlo.	156
Tabla 11. Resultados cuantificación del VAR bajo TVE.	159
Tabla 12. Consolidado resultados metodologías de cuantificación del VAR.....	160
Tabla 13. Regiones de no rechazo estadístico de Kupiec.....	161
Tabla 14. Backtesting COLCAP & US10Y	162
Tabla 15. Backtesting IPC & CETES28.....	163

Tabla 16. Bondades y/o limitaciones metodologías aplicadas.	164
Tabla 17. VAR, excesos, eficiencia y criterio de Kupiec simulación de Montecarlo Escenarios propuestos.	165

Glosario.

Backtesting. Proceso de testeo retrospectivo usado para valuar la validez de metodologías en términos de efectividad referente a modelos predictivos.

BIS. Banco de Pagos Internacionales, es un organismo internacional financiero, denominado banco de bancos, que suple la función de fomentar la cooperación monetaria y financiera.

BVC. Bolsa de Valores de Colombia, constituida en el año 2001. Es una bolsa de propósito multi mercado.

C-VAR. Valor en riesgo condicionado, medida de riesgo usada para cuantificar el riesgo de una inversión. Se obtiene mediante el promedio de las pérdidas extremas de los rendimientos estimados mediante el valor en riesgo.

CAPM. Modelo de Valoración de Activos Financieros, es como su nombre lo indica un modelo de valuación de activos basado en la maximización del índice de Sharpe.

CETES. Certificados de la Tesorería de la Federación, son títulos de deuda emitidos por el Gobierno Federal Mexicano. Son considerados bonos cupón cero, emitidos desde 1978.

COLEQTY. Familia de índices bursátiles del mercado de renta variable colombiano. Su canasta se consolida mediante las 40 emisoras con mayor liquidez del mercado.

COLTES. Familia de índices bursátiles del mercado de renta fija colombiano.

COLIBR. Índice de referencia del mercado monetario Colombia, usualmente usado para simular una inversión que renta a la tasa IBR (Indicador interbancario de referencia).

COLCAP. índice bursátil de referencia del mercado de renta variable colombiano, su composición es basada en las 20 principales emisoras del mercado en términos de capitalización.

FMI. Fondo Monetario Internacional, es una organización financiera internacional, entre sus objetivos están; la cooperación monetaria, la estabilidad económica, promoción del comercio internacional, promover la economía sustentable y el crecimiento económico.

IPC. Índice de Precios y Cotizaciones, índice de referencia del Mercado de renta variable mexicano. Su canasta de composición se da a partir de las 35 principales emisoras listadas en la Bolsa Mexicana de Valores.

TES. Títulos de Deuda Pública, los TES son emitidos por el Gobierno Colombiano. Son considerados bonos cupón cero, emitidos desde 1990 como fuente de financiación gubernamental.

TVE. Teoría de Valores Extremos, es la rama de la estadística que centra su análisis de datos en las colas de las distribuciones, lugar donde se agrupan los eventos atípicos o extremos de la distribución. Esta rama estadística es usada en múltiples campos de conocimiento, siendo las finanzas uno de estos.

VAR. Valor en Riesgo, es una medida de riesgo que cuantifica y describe en una sola cifra la exposición de riesgo de un activo financiero. Su cuantificación se obtiene mediante el uso de técnicas estadísticas convencionales y no convencionales.

Agradecimientos

A mis padres Victoria y Fernando y a mi hermana, Andrea por su incondicional apoyo en todo momento.

A la Dra. María Luisa Saavedra García por toda su dedicación, apoyo, compromiso, conocimiento y experiencia, conjunto de aportes fundamentales para guiar el desarrollo y consolidación de este trabajo.

Al Dr. Filiberto Enrique Valdés Medina por su conocimiento, experiencia y sus valiosos aportes al desarrollo de este trabajo.

A los sinodales Dra. Blanca Tapia Sánchez, Dr. Ricardo Cristhian Morales Pelagio, M.F. Blanca Esthela Landeros Olascoaga, M.F. Paola Malda Arozarena por sus certeros comentarios y sugerencias a esta investigación.

Al CONACYT por su apoyo económico.

A la Universidad Nacional Autónoma de México y a la División de Estudios de Posgrado de la Facultad de Contaduría y Administración.

Introducción.

La medición y administración del riesgo actualmente es uno de los temas que abarca mayor importancia en el mundo financiero y por tanto en cada uno de sus integrantes, (empresas, inversionistas, mercados financieros, entre otros.), al punto que se ha convertido en uno de los temas con mayor relevancia. Determinar de manera certera la cuantificación de las posibles pérdidas o ganancias de los activos financieros es fundamental para la toma de decisiones. Siguiendo a Ramírez y Ramírez (2007) refieren que el objetivo principal de la administración de riesgos financieros es evitar sufrir pérdidas económicas insoportables y mejorar o maximizar el desempeño financiero basándose en conocer previamente los límites de riesgo. Por tanto, es necesario contar con herramientas idóneas para cuantificar los riesgos financieros, con el fin de poder cubrirlos y controlarlos de la mejor manera, intentando disminuir o mitigar las posibles futuras pérdidas financieras.

Las crisis financieras han puesto en descubierto o han revelado que la exposición al riesgo por parte de las empresas o emisoras en sus inversiones financieras es demasiado elevada en diversos casos. Esto, intentando buscar maximizar la utilidad o lograr rendimientos que generen un mayor valor de los activos financieros en el corto plazo. De Lara (2011) afirma que el apetito por el riesgo financiero por parte de los inversionistas en general ha aumentado ante la posibilidad de poder acceder a mercados financieros internacionales. La combinación entre contar con más instrumentos financieros y la falta de cultura financiera o conocimiento de dichos instrumentos o mecanismos, conducen o provocan que el apetito y el riesgo aumenten.

La determinación de asumir una alta exposición al riesgo financiero es ocupada por parte de los directivos financieros, que debido a la alta presión que ejercen los capitales intentan cumplir o mejorar los rendimientos pactados o esperados en un lapso de tiempo, exponiendo de manera abrupta sus activos financieros al riesgo de mercado. De Lara (2011) señala que la falta de políticas, regulaciones y sistemas de administración del riesgo en los mercados financieros ha conllevado a que se presente una medición poco efectiva de las potenciales pérdidas de las posiciones financieras.

Con el objetivo de poder determinar de forma idónea la cuantificación del riesgo de mercado y buscando generar mejoras en términos de toma de decisiones, coberturas, gestión y control del riesgo, se han desarrollado diferentes metodologías y herramientas en la administración de riesgos financieros, destacándose entre las diversas metodologías la de Valor en Riesgo (VAR). De acuerdo con Jorion (2007) el VAR es un método estadístico que cuantifica y resume la máxima pérdida esperada en un horizonte de tiempo, con un nivel de confianza predeterminado. En la actualidad existen diferentes métodos para la cuantificación del VAR, siendo los métodos convencionales las medidas de riesgo más usadas para su cuantificación, aunque estos métodos contemplan ciertas condiciones que son adversas a las condiciones normalmente encontradas en los mercados.

Las metodologías convencionales de cuantificación del VAR asumen que los retornos de los rendimientos de los activos se representan mediante una distribución normal, obviando o quitando importancia a las colas de la distribución y por ende a los eventos extremos o atípicos, que pueden ocurrir y que se concentran en estas. Referente al VAR bajo metodologías convencionales Mögel y Auer (2017) señalan que existe mayor probabilidad de que ocurran eventos extremos o atípicos en la práctica de lo que podría pronosticar la distribución normal simétrica de cola más fina, lo que genera inquietud respecto a aludir que los pronósticos de VAR convencional basados en el supuesto de normalidad no sean medidas adecuadas del riesgo real. Con la finalidad de suplir esta problemática se han propuesto diferentes metodologías alternativas para la cuantificación del VAR, entre las cuales se encuentran las metodologías de simulación de Montecarlo y las metodologías derivadas de la teoría de valor extremo (TVE). En palabras de Mora (2010) la TVE es una metodología que estudia la importancia de los eventos extremos, centrando principalmente su análisis en las colas de la distribución.

Esta investigación contempla para la cuantificación del riesgo de mercado diferentes metodologías convencionales del VAR (método delta normal, EWMA, y simulación histórica) y otras metodologías de cuantificación del VAR (simulación de Montecarlo, simulación de Montecarlo con distribución mejorada y metodologías derivadas de la TVE), tomando series de datos en el tiempo de las principales emisoras de

representación del índice COLCAP, índice principal de la bolsa de valores de Colombia, con la finalidad de pretender analizar y estudiar qué metodología abarca de mejor manera la cuantificación del VAR para este mercado en determinadas condiciones.

a. Planteamiento del problema

Diferentes acontecimientos desde la década de los setenta, tales como la ruptura del tratado de Bretton Woods, diversas crisis económicas y las innovaciones financieras en los mercados financieros han desencadenado una volatilidad sin freno, generando como consecuencia que los mercados sean más sensibles a los cambios o alteraciones en las variables económicas. Jorion (2007) explica que dicha volatilidad de los mercados financieros además de las innovaciones financieras es también desencadenada por las desregulaciones de los mercados, que obligan a las organizaciones a tener mecanismos sofisticados de control y atención de riesgos en los mercados.

Diversos modelos y metodologías se han desarrollado con la intención de cuantificar y lograr dar a la administración financiera las herramientas necesarias para poder cubrir los riesgos financieros. En 1994 J. P. Morgan publica un documento técnico denominado *Riskmetrics*. Referente a *Riskmetrics* Tsay (2005) afirma que en su forma más simple este, supone que el rendimiento de los retornos diarios compuestos continuos de una cartera sigue una distribución normal condicional. En dicho documento se propone la teoría de valor en riesgo (VAR) como un método para cuantificar el riesgo de mercado en instrumentos financieros, resumiendo su resultado en un solo número. Jorion (2007) señala que, el VAR resume en una cifra la peor pérdida pronosticada a lo largo de un horizonte de tiempo objetivo dentro de un nivel de confianza predeterminado.

Los mercados financieros se han distinguido por estar en un constante cambio y por sufrir de manera continua lapsos o períodos de inesperada volatilidad, “la necesidad de administrar los riesgos y, por lo tanto, el crecimiento de esta industria es la creciente volatilidad de las variables financieras” (Jorion , 2007, p. 25). No obstante, la crítica que enfrentan las metodologías de cuantificación de la teoría de valor en riesgo convencionales (VAR) es que se puede considerar que segregan o no dan la importancia suficiente a los posibles eventos extremos que pueden afectar a los activos financieros,

puesto que una de las bases de dichas metodologías es el supuesto de normalidad en los rendimientos. Por tanto, De Lara (2011) sostiene la importancia de aclarar que la definición de valor en riesgo (VAR) es válida únicamente en condiciones habituales o normales de mercado.

La distribución normal no suele ajustarse a la distribución de rendimientos de los activos financieros en los mercados emergentes. Uribe y Fernández (2014), mencionan que los choques o eventos extremos de gran magnitud golpean y colapsan de manera particularmente fuerte a los mercados emergentes puesto que sus características los convierten en mercados poco robustos y por tanto altamente vulnerables. Por su parte Londoño (2011), señala que la eficiencia de los mercados financieros es constantemente quebrantada por ciertos efectos atípicos o anormales no previstos que pueden llegar a generar burbujas especulativas que afectan el equilibrio y desempeño. Los mercados emergentes suelen presentar rasgos y patrones de comportamiento que los convierten altamente sensibles a los lapsos de crisis o alta volatilidad.

Buscando estimar una cuantificación de riesgos financieros un tanto más razonable o certera en los mercados emergentes en los lapsos de crisis financieras o eventos atípicos, se proponen distintos modelos tentativos, entre estos se encuentran las simulaciones de Montecarlo, C-VAR y los modelos derivados de la TVE. Mora (2010) define a esta como una técnica que estudia la importancia o relevancia de los eventos atípicos. A la vez Balzarotti y Delfiner (2001), sostienen que el uso de la simulación de Montecarlo y la TVE provee una cobertura más adecuada que la forma de cálculo tradicional, además de que su aplicación en el mercado argentino (mercado emergente) es más simplificada que la tradicional.

b. Pregunta de la investigación.

¿Cuál metodología de cálculo del VAR convencional y no convencional cuantifica un nivel de eficiencia óptimo bajo el supuesto del CAPM en mercados no desarrollados para un portafolio accionario representativo del mercado de valores colombiano?

Preguntas específicas.

- ¿Qué metodología, de las estudiadas, cuantifican de forma eficiente el VAR bajo el supuesto del CAPM en mercados no desarrollados?
- ¿Son eficientes los resultados obtenidos del cálculo del VAR derivado de las TVE bajo el supuesto del CAPM en mercados no desarrollados para un portafolio accionario representativo del mercado de valores colombiano?

c. Objetivo de la investigación.

c.1 Objetivo general.

Determinar el nivel de eficiencia óptimo del valor en riesgo mediante la aplicación de metodologías de cálculo convencionales y no convencionales del VAR bajo el supuesto del CAPM en mercados no desarrollados para un portafolio accionario representativo del mercado de valores colombiano.

c.2 Objetivos específicos.

- Identificar que metodologías de las estudiadas presenta resultados adecuados en la cuantificación del VAR en mercados no desarrollados
- Establecer el impacto del cálculo del VAR derivado de las TVE

d. Hipótesis.

El modelo de simulación de Montecarlo es la metodología que estima de forma más eficiente el valor en riesgo bajo el supuesto del CAPM en mercados no desarrollados para un portafolio accionario representativo del mercado de valores colombiano.

Hipótesis específica.

- Los modelos de simulación histórica y delta estiman de forma eficiente el valor en riesgo para un portafolio accionario representativo del mercado de valores colombiano bajo el supuesto del CAPM en mercados no desarrollados.
- Las metodologías no convencionales de cálculo del VAR derivados de la TVE subestiman o sobreestiman las pérdidas potenciales.

e. Matriz de Congruencia.

Matriz de Congruencia		
Pregunta de la investigación	Objetivo principal	Hipótesis principal
<p>¿Cuál metodología de cálculo del VAR convencional y no convencional cuantifica un nivel de eficiencia óptimo bajo el supuesto del CAPM en mercados no desarrollados para un portafolio accionario representativo del mercado de valores colombiano?</p>	<p>Determinar el nivel de eficiencia óptimo del valor en riesgo mediante la aplicación de metodologías de cálculo convencionales y no convencionales del VAR bajo el supuesto del CAPM en mercados no desarrollados para un portafolio accionario representativo del mercado de valores colombiano.</p>	<p>El modelo de simulación de Montecarlo es la metodología que estima de forma más eficiente el valor en riesgo bajo el supuesto del CAPM en mercados no desarrollados para un portafolio accionario representativo del mercado de valores colombiano.</p>
Pregunta específicas	Objetivos específicos	Hipótesis específicas
<p>¿Qué metodologías, de las estudiadas, cuantifican de forma eficiente el VAR bajo el supuesto del CAPM en mercados no desarrollados?</p>	<p>Identificar que metodologías de las estudiadas presenta resultados adecuados en la cuantificación del VAR en mercados no desarrollados</p>	<p>Los modelos de simulación histórica y delta estiman de forma eficiente el valor en riesgo para un portafolio accionario representativo del mercado de valores colombiano bajo el supuesto del CAPM en mercados no desarrollados.</p>
<p>¿Son eficientes los resultados obtenidos del cálculo del VAR derivado de las TVE bajo el supuesto del CAPM en mercados no desarrollados para un portafolio accionario representativo del mercado de valores colombiano?</p>	<p>Establecer el impacto del cálculo del VAR derivado de las TVE</p>	<p>Las metodologías no convencionales de cálculo del VAR derivados de la TVE subestiman o sobreestiman las pérdidas potenciales.</p>

Fuente: Elaboración propia

f. Metodología de la investigación.

La presente investigación es de tipo cuantitativa, correlacional y longitudinal.

Es cuantitativa porque se basa en métodos estadísticos para cuantificar y medir el riesgo financiero en el mercado de valores colombiano.

Esta investigación tiene un alcance correlacional, porque realiza una comparación y análisis de resultados de la cuantificación del riesgo financiero VAR bajo la aplicación de otras metodologías de cuantificación del VAR (Simulación de Montecarlo y teoría derivada de la TVE) y bajo las metodologías convencionales.

Esta investigación presenta un estudio de tipo longitudinal, porque analiza datos existentes a través del tiempo, en un período de 5 años, período 11 de febrero de 2015 a 31 de enero de 2020, tomando un total de 1.212 datos históricos para cada emisora, para realizar una comparación y un análisis de los resultados obtenidos del VAR bajo Simulación de Montecarlo, las metodologías derivadas de la TVE y las metodologías convencionales del VAR. La investigación no es experimental porque busca determinar qué metodología cuantifica de manera eficiente el riesgo financiero en el mercado de valores colombiano.

Esta investigación toma como referencia el indicador financiero COLCAP, indicador más representativo e importante del mercado de valores colombiano. Este indicador está compuesto por una canasta de las veinte emisoras más líquidas del mercado y su composición varía trimestralmente. El período de tiempo seleccionado para estimar los componentes del portafolio para este estudio es (2010-2020), y se encontraron 40 diferentes canastas de composición, en las que existieron o variaron 46 emisoras, esta variación genera un posible sesgo en la investigación, puesto que la información no es homogénea, es decir las emisoras a analizar varían entre los diferentes períodos. Por tanto, se seleccionaron las cinco emisoras con mayor participación en el índice y que se encontraron presentes en los diez períodos. Las emisoras seleccionadas para realizar el estudio son: ECOPETROL, PBFCOLOM, GRUPOSURA, GRUPOARGOS e ISA, emisoras que en promedio tienen una participación del 50% al 70% del índice COLCAP en los períodos a estudiar.

Los datos fueron recolectados a través de la plataforma S&P Capital IQ <https://www.capitaliq.com>. Tomando el retorno de rendimientos diarios históricos de cada una de las emisoras.

g. Justificación.

La teoría de valor en riesgo (VAR) medida a través de metodologías convencionales es una herramienta que resume la máxima pérdida esperada bajo un nivel de confianza dado y un lapso de tiempo determinado, De Lara (2011) afirma que dicha definición es válida únicamente en condiciones normales de mercado. Salinas, Maldonado y Díaz

(2010) manifiestan que dicha suposición de condiciones normales no representa la cotidianidad de los rendimientos en los mercados financieros, puesto que las series financieras reflejan un alto grado de curtosis y por tanto colas gruesas en su distribución, conllevando a que la probabilidad de eventos extremos en los mercados sea más alta de lo que sugiere la distribución normal. Por su parte, Mora (2010) afirma que en la práctica es poco probable encontrar un factor de riesgo cuya distribución de pérdidas sea normal, puesto que en términos generales las distribuciones de pérdida presentan valores de curtosis más elevados que el de una normal.

Siguiendo a Alcalde (2005) se define a los eventos extremos como eventos inusuales o poco probables, pero de alto impacto, la simulación de Montecarlo y la TVE estiman de forma más acertada la cuantificación de dichos eventos. Mora (2010) sostiene que la TVE resuelve la problemática de distribuciones pesadas o colas gruesas en la medición del riesgo en los mercados financieros. Por su parte, Salinas et al (2010) refieren que, otras métricas sofisticadas aparte de las metodologías convencionales proporcionan bases fundamentales para el modelamiento estadístico de eventos extremos, así como para la cuantificación de medidas de riesgo extremo.

En consecuencia, de lo planteado esta investigación intenta estimar la cuantificación del riesgo financiero mediante la teoría de valor en riesgo (VAR) bajo la aplicación de la simulación de Montecarlo, C-VAR y la TVE en el mercado de valores colombiano, con el objetivo de contrastarlo con la teoría de valor en riesgo (VAR) bajo metodologías convencionales y determinar la importancia, y relevancia que tienen dichas métricas en el estudio de los eventos atípicos en la cuantificación del riesgo financiero. Se estima que esta investigación pueda contribuir a los gestores del riesgo financiero colombiano, intentando derivar o conseguir una estimación o cuantificación más eficiente de las pérdidas reales en los activos financieros que se encuentran en el mercado, pudiendo incidir en llevar a mejorar la toma de decisiones en el mercado financiero colombiano.

Parte I. Marco teórico, optimización financiera, administración del riesgo y teoría de valor en riesgo.

En este apartado de la investigación se presenta la estructura teórica dispuesta para el desarrollo de este estudio.

I. Marco referencial.

1.1 Bolsa de Valores de Colombia (BVC).

El mercado de capitales inició en Colombia en el año 1929 mediante la Bolsa de Valores de Bogotá, en la década de 1960 se creó la Bolsa de Valores de Medellín y en 1983 la Bolsa de Valores de Occidente (Cali). En la década de 1990 iniciaron conversaciones las bolsas de valores de Bogotá, Medellín y Cali con el objetivo de consolidar una única bolsa nacional que fuera competitiva en el continente. El BVC (2009) señala en el informe denominado 80 años del Mercado de Valores en Colombia que fue en 2001 cuando se unificaron las bolsas regionales y se consolidó la Bolsa de Valores de Colombia (BVC). En julio del mismo año inició sus operaciones con sede en Bogotá.

Las características coyunturales de la economía y sociedad colombiana llevan a que esta sea categorizada como una economía en desarrollo, en consecuencia, la bolsa de valores de Colombia es considerada un mercado financiero emergente. Cerović y Karadžić (2015) señalan que los mercados emergentes tienden a presentar diversos problemas característicos en su diseño y funcionamiento, entre otros problemas señalan, alta concentración, agentes profesionales inexpertos, poca transparencia, bajos volúmenes de negociación y diseños institucionales incompletos.

La Bolsa de Valores de Colombia contempla en su estructura de índices financieros de referencia del mercado tres grandes grupos: COLEQTY renta variable, renta fija y COLIBR monetario. De estos tres grupos se desprenden índices con características especializadas, el grupo de índices financieros que proveen una serie de referencia del mercado accionario es el COLEQTY, el cual está basado en metodologías generales que contempla particularidades del mercado de renta variable, como liquidez de las acciones, tamaño de las emisiones, entre otras características generales del mercado. La BVC (2018) en su informe denominado Estructura General de los Índices de la Bolsa de

Valores de Colombia señala que el índice COLCAP por sus características es considerado el principal índice de referencia del mercado de renta variable colombiano.

El COLCAP es un índice financiero de capitalización el cual refleja la variación de los precios de las principales 20 emisoras más liquidas de la Bolsa de Valores de Colombia. BVC (2018) en el informe denominado Metodología Para el Cálculo del Índice COLCAP señala que la participación de cada emisora o acción está determinada por el valor correspondiente de la capitalización bursátil ajustada, es decir el último precio multiplicado por la capitalización flotante de la compañía.

1.2 Índice COLCAP.

El índice financiero COLCAP se calcula por primera vez para el primer trimestre del período 2008, con un valor base de apertura $I(t)$ de 1000 puntos. BVC (2018) Señala las consideraciones para calcular el valor del índice financiero COLCAP:

- La canasta del índice está compuesta por 20 acciones de las 20 emisoras más líquidas en la Bolsa de Valores de Colombia.
- El porcentaje máximo de un emisor en el índice COLCAP es de 20%, si llegan a existir excedentes estos serían repartidos entre las emisoras restantes del índice que tengan una participación inferior a 20%.
- El índice financiero COLCAP y las canastas informativas y definitivas son publicadas trimestralmente mediante un boletín en el portal de la Bolsa de Valores de Colombia.
- La BVC realizará una recomposición del índice financiero COLCAP en el último trimestre del período anual (octubre). La recomposición consiste en determinar las emisoras que conformaran la canasta del índice durante el siguiente período. En la recomposición se puede adicionar o retirar la participación de emisoras en la canasta.
- La BVC realiza un rebalanceo para determinar la participación de las emisoras en la canasta del índice financiero COLCAP. Este rebalanceo de la canasta de

emisoras se realiza para cada trimestre, en el rebalanceo se puede adicionar o retirar la participación de emisoras en la canasta.

El valor del índice financiero COLCAP está determinado por la sumatoria del precio de cada emisora que conforma la canasta, multiplicado por el peso que tiene cada emisora en la canasta ajustado por un factor de enlace

$$I(t) = E \sum_{i=1}^n W_i P_i(t) \quad (1)$$

Donde:

$I(t)$ = Valor del índice en un momento del tiempo

t = Momento en el tiempo que se calculara el índice

$i = 1, 2, \dots, n$ acciones que componen el índice

n = Número de acciones en el índice en el momento t

W_i = Ponderado de la acción i en el momento t

P_i = Precio de la acción i en el momento t

E = Factor de enlace que da continuidad al índice cuando se presenta un rebalanceo o recomposición de la canasta.

$$E = \frac{\textit{Ultimo valor del indice COLCAP el proceso}}{\textit{Valor teorico del indice despues de aplicar el proceso}} \quad (2)$$

Donde,

Proceso = recomposición o rebalanceo

Valor teorico del indice despues de aplicar el proceso = $\sum_{i=1}^n P_i \times W_i$

La participación de una acción o emisor i en el índice financiero COLCAP en un momento del tiempo t se define según BVC (2018) con esta expresión matemática:

$$participacion\ i(t) = \frac{W_i P_i(t)}{\sum_{i=1}^n W_i P_i(t)} \quad (3)$$

Donde,

W_i = Ponderado de la acción i en el instante t .

P_i = Precio de la acción i en el instante t

t = Instante en el cual se calcula el valor del índice

$i = 1, 2, \dots, n$ acciones que componen el índice

n = número de acciones en el índice en el instante t

La bolsa de valores de Colombia exige que las acciones de las emisoras que componen la canasta del indicador COLCAP cumplan ciertos requisitos, BVC (2018) señala como indispensables los siguientes:

- Debe permanecer a la rueda continua a fecha de corte de información
- La inscripción en bolsa debe ser superior a treinta días calendario
- Las acciones de las emisoras deben contemplar dividendos
- Debe contener por lo menos una operación de contado que marque precio en los últimos noventa días
- En el índice no se tendrán en cuenta los derechos sobre acciones
- No se tendrán en cuenta las emisoras pertenecientes al mercado global colombiano.

Para determinar la función de selección y medición de liquidez se requiere información de frecuencia, rotación y volumen de cada emisora. BVC (2018) establece que para todas las emisoras que cumplen con los requisitos señalados y bajo la nota de que estas operaciones solo se tendrán en cuenta si son de contado en el mercado secundario, se deben calcular las siguientes variables para determinar su liquidez en el mercado:

Frecuencia

$$frecuencia = \left[\frac{\text{Número de ruedas en las que se negoció la acción}}{\text{Número de ruedas realizadas en el periodo}} \right] \times 100 \quad (4)$$

Rotación

$$\text{Rotación} = \sum_{i=1}^{180} \left[\frac{\text{Número de acciones negociadas el día } i}{\text{Número de acciones en circulación vigentes el día } i} \right] \times 100 \quad (5)$$

Volumen

$$E = \sum_{i=1}^{360} \text{Monto en dinero negociado en el día } i \quad (6)$$

Siguiendo a BVC (2018) señala que una vez que se calculan las variables de frecuencia, rotación, y volumen de cada una de las emisoras se debe realizar la normalización de cada una de estas, para poder hacerlas comparables y poder calcular la función de selección, la cual es definida mediante:

$$F(S_i) = 15\% (F_i) + 5\%(R_i) + 80\%(V_i) \quad (7)$$

Donde,

i = Cada acción seleccionable

F_i = Frecuencia normalizada de i .

R_i = Rotación normalizada de i .

V_i = Volumen normalizado de i .

La normalización de cada una de estas variables se determina mediante las siguientes ecuaciones:

Normalización de la frecuencia.

$$F_i = \left[\frac{f_i - \mu_f}{\sigma_f} \right] \quad (8)$$

Donde,

$f(i)$ = Valor normalizador de la frecuencia de la acción i .

f_i = Frecuencia de la acción.

μ_f = Media de la frecuencia.

$$\mu_i = \left[\frac{\sum_{i=1}^n f_i}{n} \right] \quad (9)$$

σ_f = Desviación estándar poblacional de la frecuencia.

$$\sigma_f = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (f_i - \mu_f)^2}{n}} \quad (10)$$

Normalización de la rotación.

$$R_i = \left[\frac{r_i - \mu_r}{\sigma_r} \right] \quad (11)$$

Donde,

$r(i)$ = rotación de la acción i .

μ_r = Media de la rotación.

$$\mu_i = \left[\frac{\sum_{i=1}^n r_i}{n} \right] \quad (12)$$

σ_r = Desviación estándar poblacional de la rotación.

$$\sigma_f = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (r_i - \mu_r)^2}{n}} \quad (13)$$

Normalización del volumen.

$$V_i = \left[\frac{v_i - \mu_v}{\sigma_v} \right] \quad (14)$$

Donde,

$v(i)$ = volumen de la acción i .

μ_v = Media del volumen.

$$\mu_i = \left[\frac{\sum_{i=1}^n v_i}{n} \right] \quad (15)$$

σ_v = Desviación estándar poblacional del volumen.

$$\sigma_f = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (v - \mu_v)^2}{n}} \quad (16)$$

La consolidación del índice en los cinco períodos seleccionados arrojó que de las 20 canastas se encontraron un total de 46 emisoras, que varían trimestralmente según la liquidez que tengan en el mercado, por tanto, la información a estudiar no es homogénea en los diferentes períodos del estudio conllevando a presentar sesgos al intentar analizar y cuantificar el riesgo en el período. Intentando resolver el sesgo en la información se decidió aplicar el estudio a las cinco emisoras más representativas en la composición del índice COLCAP, teniendo como premisa que son emisoras presentes en los diez períodos, que aún existen en el mercado, y además que presentan una relevante participación entre el 50% y 70% de la participación total del índice en los diferentes períodos.

En el cuadro 1. Se presenta la consolidación de la participación de cada una de las diferentes emisoras más representativas o participativas en los cinco períodos seleccionados para el estudio analizando los diez últimos periodos, el apartado denominado “otras emisoras” contiene la información consolidada de las restantes veintisiete emisoras, que presentan una participación mínima en el período.

Cuadro 1. Consolidación total de las canastas del índice COLCAP en el período de estudio.

Consolidado Canasta COLCAP	
período 01-02-2010 a 31-01-2020	
Nombre Técnico	Participación
ECOPETROL	15.2511%
PFBCOLOM	13.3262%
GRUPOSURA	8.2713%
GRUPOARGOS	7.6337%

ISA	5.7183%
NUTRESA	5.6738%
CEMARGOS	4.4987%
PFGRUPSURA	4.1830%
ÉXITO	4.0757%
PFAVAL	3.4846%
CORFICOLCF	3.1364%
BCOLOMBIA	2.9648%
PFDVVNDA	2.4484%
EEB	2.1508%
PREC	2.0092%
ISAGEN	1.9227%
BOGOTA	1.7755%
PFCEMARGOS	1.7217%
PFGRUPOARG	1.6545%
OTRAS EMISORAS	8.0995%

Fuente: Elaboración propia, con base en canastas históricas tomados de <https://www.bvc.com.co/>

ECOPETROL. Es la acción de la emisora Ecopetrol, empresa de economía mixta, perteneciente al sector petrolero, inicio su bursatilización en la BVC en el período 2007. Esta emisora presentó una participación máxima en el índice COLCAP del 20%, máximo posible, en los períodos 2010, 2011 y 2013, y una mínima del 7.67% en el período 2016, su participación promedio en el período de estudio es del 15.25%. El precio máximo de cotización histórico fue de 5.850 COP por acción en el período 2012, y mínimo histórico de cotización fue de 881 COP por acción en el período 2016. Esta emisora estuvo presente en la canasta de composición del índice COLCAP en los diez períodos seleccionados para el estudio.

PBFCOLOM. Es la acción preferencial del grupo Bancolombia, esta es una empresa del sector privado, constituida mediante la figura de sociedad anónima y perteneciente al sector financiero, inició su bursatilización en la BVC en el período 2001. Esta emisora presentó una participación máxima en el índice COLCAP del 15.45% en el período 2015 y una mínima del 12.05% en el período 2013, su participación promedio en el período de estudio es del 13.32%. El precio máximo de cotización histórico fue de 45.800 COP por acción en el período 2019 y mínimo histórico de cotización fue de 647,7 COP por acción

en el período 2001. Esta emisora estuvo presente en la canasta de composición del índice COLCAP en los diez períodos seleccionados para el estudio.

GRUPO SURA. Es un conglomerado compuesto por inversiones en el sector financiero, industria y *Venture corporativo*, inició su bursatilización en la BVC en el período 1995. Esta emisora presentó una participación máxima en el índice COLCAP del 13.10% en el período 2013 y una mínima del 7.27% en el período 2014, su participación promedio en el período de estudio es del 8.27%. El precio máximo de cotización histórico fue de 44.100 COP por acción en el período 2014 y mínimo histórico de cotización fue de 900 COP por acción en el período 2001. Esta emisora estuvo presente en la canasta de composición del índice COLCAP en los diez períodos seleccionados para el estudio.

GRUPO ARGOS. Es la acción del conglomerado grupo Argos, esta una empresa del sector privado, constituido mediante la figura de sociedad anónima y perteneciente al sector de la construcción, además tiene inversiones en el sector energético. Inició su bursatilización en la BVC en el período 1995. Esta emisora presentó una participación máxima en el índice COLCAP del 10.97% en el período 2010 y una mínima del 5.25% en el período 2018, su participación promedio en el período de estudio es del 7.63%. El precio máximo de cotización histórico fue de 23.780 COP por acción en el período 2014 y mínimo histórico de cotización fue de 637 COP por acción en el período 1998. Esta emisora estuvo presente en la canasta de composición del índice COLCAP en los diez períodos seleccionados para el estudio.

ISA. Es la acción del grupo empresarial multilatinos con inversiones en energía, vías y telecomunicación, esta es una empresa del sector privado, constituido mediante la figura de grupo empresarial, inició su bursatilización en la BVC en el período 2001. Esta emisora presentó una participación máxima en el índice COLCAP del 9.49% en el período 2010 y una mínima del 3.29% en el período 2015, su participación promedio en el período de estudio es del 5.71%. El precio máximo de cotización histórico fue de 19.600 COP por acción en el período 2019 y mínimo histórico de cotización fue de 840 COP por acción en el período 2001. Esta emisora estuvo presente en la canasta de composición del índice COLCAP en los diez períodos seleccionados para el estudio.

II. Marco teórico

2.0 Revisión de la literatura

La revisión de literatura del tema de investigación contempla estudios relacionados con el riesgo financiero, valor en riesgo y las diferentes metodologías de cuantificación del VAR. Se revisaron y analizaron un total de veinticinco investigaciones realizadas en diferentes economías en desarrollo y no desarrolladas, entre los períodos 2001 al 2020.

Balzarotti y Delfiner (2001) realizaron la investigación denominada: *Teoría de valores extremos aplicada a la medición de riesgos de mercado en Argentina*. Publicada en la revista Gerencia de investigación y planeación normativa, en Argentina. El objetivo de la investigación es estudiar si la cobertura propuesta por el método Delta Plus y los modelos internos propios admitidos por el comité de Basilea son suficientes para la cuantificación del riesgo de mercado, contrastando dichos modelos con la TVE. “la cual levanta algunos supuestos del VAR y se ha propuesto como más adecuada para activos de países emergentes” (Balzarotti & Delfiner , 2001, pág. 2). La investigación realiza un primer estudio de datos del mercado argentino (Merval, Telecom, Acindar, Global 2017) con la metodología Delta Plus para medir el valor en riesgo de mercado, bajo el supuesto de distribución normal con niveles de confianza del 95%, 99% y 99.9%. El estudio demuestra que a medida que se toman percentiles de confianza más altos, el efecto de las colas gruesas es más notorio. Para contrastar el estudio inicial la investigación desarrolla la medición del VAR y del CVAR bajo el modelo de la TVE. Se concluye que el hallazgo principal de la investigación es que el uso de la TVE provee una cobertura más adecuada que la forma de cálculo tradicional, además de que su aplicación en el mercado argentino (mercado emergente) es más simplificada que la tradicional.

Seymour y Polakow (2003) realizaron la investigación denominada: *A coupling of extreme value theory and volatility updating with value-at-risk estimation in emerging markets: a south African test*. Publicada por la *university of cape town and Cadiz* holdings, en Sudáfrica. El objetivo de esta investigación es cuantificar el VAR de un portafolio del mercado sudafricano, mediante herramientas de cuantificación y modelación como: Modelo de volatilidad estocástica (GARCH) y TVE, y complementar las metodologías

convencionales, entre otras la de simulación histórica, bajo la hipótesis de que las metodologías convencionales tienden a subestimar la cuantificación del VAR en mercados emergentes. Los resultados obtenidos en esta investigación demuestran que la aplicación del modelo GARCH y la TVE proporcionan una mejor cuantificación del VAR que las metodologías convencionales, sin embargo, los autores mencionan que los resultados obtenidos en la investigación demuestran que la cuantificación del VAR bajo estos modelos no fue tan eficiente como en mercados no emergentes. La investigación concluye que la TVE y la distribución generalizada de Pareto son herramientas que estiman de forma más acertada el VAR que las metodologías convencionales, aunque los autores señalan que el mercado sudafricano tiene características particulares respecto a la volatilidad, características que deben ser tenidas en cuenta al momento de cuantificar el VAR.

Yu Chuan (2004) realizó la investigación denominada: *Value-at-Risk Analysis for Taiwán Stock Index Futures: FatTails and Conditional Asymmetries in Return Innovations*. Publicada por la revista *Kluwer Academic Publishers. Manufactured in The Netherlands*, en Países Bajos. El objetivo planteado en esta investigación es examinar el rendimiento de cuantificación del VAR bajo las metodologías de *Riskmetrics* y *Arch*, teniendo como supuesto de la asimetría en la varianza condicional y la distribución de colas gruesas o pesadas, en el mercado de Taiwán mediante el índice TAIEX y SGX-DT. Esta investigación se desarrolló mediante la comparación de resultados de cuantificación mediante dos aspectos: Primero la diferencia entre GARCH simétrica y asimétrica, y segundo la diferencia de distribuciones entre la Normal y la *Student t*, bajo la hipótesis de que las distribuciones de los rendimientos financieros tienden a presentar distribuciones de colas gruesas o pesadas. Los resultados obtenidos en la investigación corroboran la hipótesis planteada al presentarse colas más gruesas que la distribución normal en los activos financieros y reflejan que mediante niveles de confianza más bajos el modelo GARCH presenta mejores resultados, en cambio para niveles de confianza altos el modelo que cuantifica de forma más acertada el VAR es mediante el modelo *Student t*. La investigación concluye que el estudio realizado tiene implicación en diferentes agentes del mercado financiero, entre otros señalan: Inversores, instituciones

financieras y bolsas de futuros. La implicación dependerá de lo poco o muy conservadores que sean cada uno de los agentes al momento de cuantificar el VAR, es decir, si se es conservador se tendería por elegir el modelo Student t, en cambio si se es arriesgado se puede estimar la cuantificación del VAR mediante el modelo GARCH.

Gençay y Salçuk (2004) realizaron la investigación denominada *Extreme value theory and Value-at-Risk: Relative performance in emerging markets*, publicada por la revista *International Journal of Forecasting*. El objetivo de esta investigación es analizar el rendimiento de diferentes modelos de cuantificación del VAR, entre los modelos usados para la investigación están: Simulación histórica, varianza-covarianza, simulación de Montecarlo y la TVE. La investigación fue realizada con rendimientos diarios de diferentes mercados financieros (Argentina, Brasil, Hong Kong, Indonesia, Corea, México, Filipinas, Singapur, Taiwán y Turquía), los resultados obtenidos en la investigación demostraron que la distribución generalizada de Pareto se ajusta a las colas pesadas o gruesas de las distribuciones de retornos. La investigación concluye que la distribución generalizada de Pareto, simulación de Montecarlo y la TVE son adecuadas para la cuantificación del VAR en mercados emergentes.

Fernández (2005) realizó la investigación denominada: *Risk management under extreme events*. Publicada por la revista *International Review of Financial Analysis*, en Chile. El objetivo de la investigación es analizar la gestión del riesgo mediante metodologías derivadas de la TVE, el cálculo del VAR y la dependencia de la sección transversal de los rendimientos extremos, es decir la cola de distribución. El estudio se desarrolla usando niveles de confianza de 95%, 99% y 99.5 % y analizando diferentes mercados financieros, mediante índices bursátiles de América, Europa y Asia. Los resultados obtenidos en la investigación reflejaron que los métodos condicional normal y condicional t, presentaron mayores fallas y por tanto peor desempeño, en tanto la cuantificación del VAR mediante estimaciones de cuantiles basadas en la TVE son más acertadas. La investigación concluye que la TVE es una poderosa herramienta para cuantificar el VAR en los mercados financieros bajo el supuesto de escenarios optimistas y pesimistas.

Alcalde (2005) realizó la investigación denominada: *La Teoría de los Eventos Extremos, aplicación para evaluación de riesgos*. Publicada por la revista Centro de Investigación en Métodos Cuantitativos Aplicados a la Economía y la Gestión, en Argentina. El objetivo de esta investigación es explicar mediante un caso práctico la correlación de eventos atípicos, modelando el comportamiento y evaluando el riesgo de dos activos de un mismo sector, derivando a partir del caso univariado de valores extremos, mediante los modelos paramétricos basados en la Distribución Generalizada de Pareto el caso bivariado, en este se plantea la idea de que exista covarianza con respecto a eventos atípicos o extremos. Usar el caso univariado o bivariado dependerá de la complejidad del caso por resolver, de igual manera según esta complejidad la estimación o cuantificación diferirá en el resultado. Para el caso bivariado el estudio aconseja usar programas o softwares apropiados, proponiendo *R* o *el S-plus* para intentar simplificar la estimación. La investigación concluye que la TVE es una herramienta eficiente para la toma de decisiones respecto al riesgo financiero.

Brooks, Clare, Dalle y Persaud (2005) realizaron la investigación denominada: *A comparison of extreme value theory approaches for determining value at risk*, publicada por la revista *journal of empirical finance*. Esta investigación propone comparar diferentes métodos de cuantificación del valor en riesgo en contratos de futuros, el objetivo de la investigación es comparar métodos de enfoque semi paramétricos y no paramétricos, buscando estimar qué método se acerca de forma más acertada a la estimación del valor en riesgo, enfocándose además de las observaciones de las colas de la distribución, en las observaciones centrales de la misma, partiendo de la premisa de analizarlo por separado. Esta investigación contempla en su estudio diferentes distribuciones de la familia de distribuciones GARCH. Los métodos con enfoque no paramétricos usados en esta investigación de muestras grandes fueron De Haan y Resnick (1980), Hill (1975) y Pickands (1975), y de muestras pequeñas, el método de Huisman, Koedijk, Kool y Palm (2001). La investigación propone cuantificar el valor en riesgo mediante el modelo semi no paramétrico realizando una simulación estructurada seguida de un ajuste en las series

de variables mediante el sistema de distribuciones de Johnson. La investigación concluye que el método semi no paramétrico en muestras pequeñas refleja mejores resultados que los métodos con enfoque no paramétrico.

Ramírez y Ramírez (2007) realizaron la investigación denominada: *Valor en riesgo: modelos econométricos contra metodologías tradicionales*, publicada por la revista *Análisis Económico*, en México. El objetivo de esta investigación es comparar y evaluar la cuantificación del VAR mediante diferentes modelos econométricos y métodos tradicionales, bajo dos supuestos de mercado (renta variable), uno con crisis financiera y alta volatilidad, y otro con normalidad en el mercado y baja volatilidad. La investigación contempla la cuantificación bajo diferentes métodos paramétricos y de simulación, tales como: Simulación histórica, simulación Montecarlo, GARCH, Mean GARCH, IGARCH, Power ARCH, entre otros. Los resultados de la investigación arrojaron que en promedio la cuantificación del VAR bajo diferentes metodologías es mayor en períodos de crisis financiera que en períodos de normalidad en el mercado financiero, con una diferencia de hasta 2.3 veces, en la cuantificación de máxima pérdida esperada. La investigación concluye que las metodologías que incorporan condicionalidad en la varianza permiten obtener estimación más acertada en la cuantificación del VAR, exceptuando la metodología EGARCH. En períodos de normalidad o estabilidad en el mercado las diferentes metodologías de cuantificación del VAR cumplen y son aceptados bajo los criterios de *Kupiec* y Banco Internacional de Pagos.

Bhattacharyya y Ritolia (2008) realizaron la investigación denominada: *Conditional VaR using EVT – Towards a planned margin scheme*. Publicada por la revista *International Review of Financial Analysis*. El objetivo planteado en la investigación es construir una sólida cuantificación del VAR en el mercado indio, considerando la volatilidad dinámica que deriva de la agrupación de volatilidades, medida mediante el modelo GARCH (GARCH y modelos derivados) y el supuesto de no normalidad en el mercado, el cual genera colas gruesas o pesadas en las distribuciones de rendimientos financieros. En la investigación se combinan las dos metodologías planteadas para estimar un modelo

robusto denominado VAR dinámico, con capacidades predictivas más adecuadas para cuantificar el VAR. El estudio concluye que el VAR dinámico con estimaciones de colas es el mejor método para cuantificar el riesgo financiero en el mercado indio, mercado caracterizado por presentar lapsos de extrema volatilidad. Mientras que los modelos estáticos presentaron resultados inadecuados cuando se presenta alta volatilidad.

Cuello, Pallares y Wehdeking (2008) realizaron la investigación denominada: *Aplicación del Estándar Australiano de Administración del Riesgo AS/NZS 4360:1999 en la empresa GECELCA**. Publicada por la revista Pensamiento y gestión. El objetivo de esta investigación es abordar el riesgo financiero mediante la implementación del modelo estándar australiano de administración del riesgo AS/NZS 4360:1990, tomando como base de la investigación información histórica de la empresa GECELCA S.A. Esta investigación se desarrolló bajo el supuesto de que el modelo planteado permite identificar, medir, gestionar y controlar de forma eficaz los diferentes tipos de riesgo de una organización, entre los riesgos desarrollados en la investigación se encuentran, riesgos financieros, operativos, competitivos, políticos, sociales y legales. La investigación concluye que bajo el modelo australiano de administración del riesgo AS/NZS se cuantifica de manera acertada el riesgo financiero empresarial, es decir es una herramienta adecuada para la administración del riesgo corporativo.

Salinas, Maldonado y Díaz (2010) realizaron la investigación denominada: Estimación del riesgo en un portafolio de activos. Publicada por la revista Apuntes del CENES, en Colombia. El objetivo de esta investigación es cuantificar el VAR introduciendo modelos de simulación de Montecarlo, modelos derivados de la TVE y cópulas, además de ajustar los retornos de los factores de riesgo diarios mediante los modelos ARMA, GARCH y la distribución generalizada de Pareto. En el desarrollo de la investigación se expone que las cópulas son diseñadas bajo el supuesto de que las innovaciones siguen una distribución marginal empírica, con el fin de tipificar la estructura de dependencia entre los demás factores de riesgos, las cópulas adaptadas a esta investigación son parte de la familia de cópulas elípticas, arquimedianas y de valor extremo. Los resultados de la

investigación arrojaron que todas las distribuciones de los retornos de los rendimientos financieros usados presentaron colas gruesas o pesadas, alejándose del supuesto de distribución normal planteado como soporte de las metodologías convencionales de cuantificación del VAR y dando cabida o mayor probabilidad a los eventos extremos en las distribuciones. La investigación concluye que la Distribución Generalizada de Pareto resulta ser una herramienta útil para caracterizar y cuantificar el VAR bajo circunstancias de situaciones extremas en los mercados financieros, respecto al estudio de cópulas la investigación arrojó como conclusión que las cópulas gumbel (valor extremo) describen y definen de forma acertada la estructura dependiente entre los diferentes factores de riesgo analizados.

Rufino (2011) realizó la investigación denominada: *Empirical Comparison of Extreme Value Theory Vis-À-Vis Other Methods of VaR Estimation Using ASEAN+3 Exchange Rates*. Publicada por la revista *DLSU Business & Economics Review*, en Estados Unidos. El objetivo de esta investigación es cuantificar el VAR o “VAR extremo” bajo la aplicación de la TVE en la cartera cambiaria de ASEAN + 3 países, buscando dar relevancia o ampliar la importancia del estudio de la magnitud y la probabilidad de ocurrencia de eventos extremos. La investigación se desarrolla bajo el supuesto o problema tradicional de que los rendimientos financieros no siguen la suposición de normalidad de mercado en la distribución de retornos, es decir presentan en su distribución colas pesadas o gruesas. Los resultados obtenidos en la investigación reafirman el problema tradicional de los modelos convencionales de cuantificación del VAR, las distribuciones de retornos de los rendimientos financieros tienden a presentar colas pesadas o gruesas y son típicamente de forma *leptokurtic*. La investigación concluye que la administración del riesgo financiero debe enfocar su atención a los eventos extremos que se lleguen a presentar en las distribuciones y propone la aplicación de la TVE en la cuantificación del “VAR extremo”, ya que este se enfoca en el comportamiento de las colas de distribución que es donde se localizan los eventos extremos o atípicos.

Uribe y Ulloa (2012) realizaron la investigación denominada: *La medición del riesgo en eventos extremos. Una revisión metodológica en contexto*. Publicada por la revista lecturas de Economía, en Colombia. El objetivo de esta investigación es explorar diversas metodologías de cuantificación del VAR, intentando analizar las limitaciones de las mismas y las posibles consecuencias de ignorar las limitaciones. El estudio toma como base de desarrollo datos históricos de diferentes mercados financieros de países latinoamericanos y algunos de países con economías desarrolladas. La hipótesis planteada en la investigación es corroborar que la cuantificación del VAR bajo metodologías convencionales no es adecuada en momentos o lapsos de eventos atípicos o extremos de mercado, la investigación plantea la necesidad de utilizar para la cuantificación del VAR métodos robustos enfocados en las colas de distribución de los retornos de los rendimientos financieros. Los resultados obtenidos en la investigación reflejan las limitaciones de las metodologías convencionales al momento de cuantificar el VAR en períodos de alta volatilidad, incertidumbre y eventos atípicos (crisis financiera), rectifican así la hipótesis planteada. Entre tanto los modelos que cumplen con los axiomas de coherencia se convierten en herramientas idóneas para estimar acertadamente el VAR en períodos de crisis. El estudio concluye que la aplicación de modelos simulación de Montecarlo, y los modelos derivados de la TVE como lo es el modelo, *Expected Short Fall* o pérdida esperada en las colas (ES) pueden presentarse como herramientas adecuadas para cuantificar el VAR ante lapsos de choques extremos del mercado.

Alfonso y Chaves (2013) realizaron la investigación denominada: *Valor en riesgo: evaluación del desempeño de diferentes metodologías para 5 países latinoamericanos*. Publicada en la revista Estudios gerenciales. En esta investigación se evalúan diferentes modelos para la cuantificación del VAR, modelos paramétricos, no paramétricos y semi-paramétricos en cinco países latinoamericanos. Para la cuantificación del VAR se utilizó un nivel de confianza del 99%, y los resultados obtenidos en esta investigación reflejaron diferentes cuantificaciones del VAR bajo los veinte modelos usados, es decir bajo cada método el resultado varió respecto a los otros. La investigación concluye que los modelos

que mejor cuantifican el VAR en los países y portafolios representativos seleccionados fueron los modelos no-paramétricos de simulación histórica y semi-paramétricos.

Aguirre, Vaquera, Ramírez, Valdez y Aguirre (2013) realizaron la investigación denominada: *Estimación del valor en riesgo en la Bolsa Mexicana de valores usando modelos de heteroscedasticidad condicional y teoría de valores extremos*. Publicada por la revista Economía Mexicana Nueva Época, en México. El objetivo planteado en la investigación es estimar o cuantificar el VAR del índice de precios y cotizaciones de la Bolsa Mexicana de Valores en el período 2000-2010, período que abarca la crisis financiera global de 2008, mediante el uso combinado de modelos autorregresivos y medias móviles y el modelo de distribuciones de la familia ARCH, contemplando en éste metodologías simétricas y asimétricas, y comparándolo con el modelo *Riskmetrics*, modelo convencional de la cuantificación del VAR. En el desarrollo y resultado del estudio se obtuvo que el modelo Riskmetrics presentó menos fallas en la cuantificación del VAR en comparación con los modelos de distribuciones de la familia ARCH, pero sus estimaciones tienden a sobreestimar profundamente el VAR. El estudio concluye que la cuantificación del VAR mediante los modelos de heteroscedasticidad condicional bajo el modelo de distribuciones de la familia ARCH, tanto en metodologías simétricas y asimétricas presenta un mejor desempeño que el de la cuantificación del VAR bajo el modelo *Riskmetrics* en los diferentes períodos estudiados.

Uribe y Fernández (2014) realizaron la investigación denominada: *Riesgo sistémico en el mercado de acciones colombiano: alternativas de diversificación bajo eventos extremos*. Publicada en la revista Cuadernos de Economía. El objetivo de esta investigación es plantear el modelo coeficiente de dependencia asintótica, basado en cópulas, con énfasis especial en las colas de distribución de los retornos financieros, como una medida adecuada para la administración del riesgo y diversificación de eventos extremos en un portafolio del mercado de valores colombiano. La investigación intenta corroborar o desmitificar la suposición de que el mercado financiero colombiano es altamente susceptible o vulnerable ante eventos extremos o eventos de tipo sistémico.

En el desarrollo de la investigación se usó el modelo GARCH en la estandarización previa, puesto que los datos históricos empleados en el estudio registraron picos de conglomeración de volatilidad y alta curtosis en las series de precio. El resultado de la investigación arrojó que, fue el modelo cópula t el que presentó resultados de mayor ajuste y mejor estimación, comparándolo con los otros modelos de cópulas: Normal, Gumbel, Clayton y Frank. El estudio concluye que el mercado financiero colombiano, categorizado como emergente contiene características en su estructura (su liquidez, poca diversificación en acciones, entre otras) que lo vuelven altamente vulnerable frente a colisiones de gran magnitud o eventos atípicos, que pudiesen influir en la valuación de sus cotizaciones.

Cerović y Karadžić (2015) realizaron la investigación denominada: *Extreme value theory in emerging markets: evidence from the Montenegrin stock exchange*. Publicada por la revista *Economic Annals*. El objetivo de esta investigación es comparar y analizar si la metodología de picos por encima del umbral (*peaks-over-threshold*) es mejor estimador o no que la metodología de bloques máximos en la cuantificación del VAR en el mercado financiero montenegrino, considerado un mercado emergente. Los métodos usados para la cuantificación del VAR parten del supuesto del estudio de usar un lapso de tiempo (2004-2014) que contemple condiciones de mercado antes y después de la crisis financiera mundial. Los resultados obtenidos en la investigación arrojaron que para los períodos 2007 y 2008, se presenta alta volatilidad generando un agitación financiero que incita o indica la necesidad a los administradores del riesgo del mercado a usar, entender y modelar las distribuciones de retornos extremos y cuantificar el VAR buscando gestionar y controlar los riesgos extremos. La investigación concluye que la metodología de picos por encima del umbral cuantifica de mejor manera el VAR que la metodología de bloques máximos, la cual subestima el VAR. El análisis de rendimiento de estas metodologías se realiza mediante o bajo los criterios de la prueba Kupiec, la cual es superada sólo por la metodología de picos por encima del umbral, de igual manera la investigación refiere o aclara que ninguna de las metodologías supera la prueba de independencia de Christoffersen.

Rodríguez (2017) realizó la investigación denominada: *Extreme Value Theory: An Application to the Peruvian Stock Market Returns*. Publicada por la revista Métodos cuantitativos para la Economía y la Empresa, en Perú. El objetivo de esta investigación es modelar el VAR diario, estimando cuantiles máximos y probabilidades de colas extremas, la investigación se desarrolla utilizando datos diarios de los retornos bursátiles del mercado peruano (economía en desarrollo y mercado financiero emergente), en el período de 1990 hasta el 2013, el nivel de confianza escogido para esta investigación es de 95% y 99%. La investigación concluye que la cuantificación del VAR bajo la distribución generalizada de Pareto y con un nivel de confianza del 99% es mayor que la cuantificación del mismo bajo la distribución normal y con el mismo nivel de confianza.

Mögel y Auer (2017) realizaron la investigación denominada: *¿How accurate are modern Value-at-Risk estimators derived from extreme value theory?* Publicada por la revista *Review of Quantitative Finance and Accounting*. El objetivo de esta investigación es comparar el rendimiento de diferentes modelos de cuantificación del VAR derivados de la TVE, los modelos y metodologías seleccionadas para realizar esta investigación fueron: Modelo de bloque máximos, métodos pico sobre umbral, método Box-Cox, método de momento L, método Johnson. Los activos financieros seleccionados para este estudio son: Acciones, bonos, productos básicos y divisas, en el período 1986 a 2016. La investigación estudia el supuesto de que las metodologías convencionales o tradicionales realizan suposiciones específicas sobre las distribuciones de los retornos financieros y según éstas calculan la máxima pérdida de un activo en condiciones normales de mercado, siguiendo este supuesto las metodologías tradicionales son limitadas o inexactas en la estimación del VAR durante períodos de alta volatilidad. Por tanto, se postulan modelos que se enfocan en la distribución de retornos extremos buscando que las estimaciones o cuantificación del VAR tengan mayor probabilidad de proporcionar una buena predicción de las pérdidas reales en períodos de eventos catastróficos o extremos. Los resultados del *backtesting* desde una perspectiva reguladora basada en el Comité de Supervisión Bancaria de Basilea, incorporando un nivel de error nominal del 1%, tan solo el método de Box-Cox y método Johnson pasan

la prueba de independencia y la prueba de cobertura incondicional, por ende, la cuantificación del VAR es más precisa mediante estos dos modelos. Los otros modelos estudiados no presentaron resultados favorables en la estimación del VAR. A pesar de esto los resultados a nivel de error nominal del 5% arrojaron que todos los modelos son aceptados y pasan la prueba de cobertura incondicional y la prueba de independencia. Referente a la prueba dinámica de cuantiles el resultado obtenido fue de rechazo para todos los modelos derivados de la TVE estudiados. El estudio señala que ningún modelo de estimación o cuantificación del VAR derivado de la TVE es preciso para todas las series de tiempos y niveles de confianza que se tomaron en el estudio, aunque se señala que, de los modelos estudiados, el modelo Box-Cox puede ser el modelo más prometedor para una óptima cuantificación del VAR. Al comparar los diferentes modelos planteados con el modelo tradicional de simulación histórica, modelo más usado en bancos comerciales, se encontró que dicho modelo es competitivo y en ocasiones hasta supera en términos de aceptación a los derivados de la TVE. La investigación concluye que en contra posición de diferentes investigaciones académicas y por los resultados obtenidos, remplazar el enfoque de simulación histórica por modelos derivados de la TVE puede llegar a considerarse una decisión prematura.

Pareja, Giraldo y Zapata (2017) realizaron la investigación denominada: *Riesgo de mercado métodos no paramétricos: caso Hong Kong*. Publicada por la revista Economía coyuntural, Revista de temas de coyuntura y perspectivas. El objetivo de esta investigación es comparar y cuantificar el VAR para el indicador bursátil *Hang Seng*, principal indicador del mercado financiero de Hong Kong en el período 1995 a 2016 a niveles de confianza del 95% y el 99% mediante diferentes métodos: Simulación Montecarlo estructurado, VAR Condicionado CVAR y metodologías de volatilidad no paramétricos (*Exponentially Weighted Moving Average* EWMA, logaritmo absoluto, retornos al cuadrado y rango logarítmico). Los resultados de la investigación arrojaron que para los períodos de crisis 1997 y 2008 se presenta alta volatilidad, dando como conclusión que los modelos que mejor se ajustan a los períodos de crisis son el rango

logarítmico y el EWMA, mientras que los modelos de logaritmo absoluto y retornos al cuadrado subestiman la cuantificación del VAR.

Mariño y Melo (2019) realizaron la investigación denominada: *Regresión cuantílica dinámica para la medición del valor en riesgo: una aplicación a datos colombianos*. Publicada por la revista Cuadernos de Economía. El objetivo de la investigación es estimar o cuantificar el VAR mediante métodos semi-paramétricos basados en regresión cuantílica lineal y no lineal, usando diferentes especificaciones de la familia de modelos CAVIAR (*Conditional Autoregressive Value at Risk*), para la tasa de cambio representativa del mercado colombiano, durante el período 2007-2015, además de dicha estimación se pretende comparar las metodologías planteadas inicialmente con las metodologías convencionales de cuantificación del VAR. La investigación plantea la hipótesis de que los modelos de cuantificación del VAR con enfoque paramétrico presentan limitaciones en las distribuciones de los retornos de los rendimientos de los activos financieros, y por tanto presentan al método de la regresión cuantílica como una herramienta que suple dicha limitante, además de ser un estimador del VAR robusto ante datos o eventos atípicos o extremos, y método eficaz para modelación del cuantil condicionado. Los resultados del estudio arrojaron que los modelos CAVIAR obtienen mejores resultados en distribuciones que presentan colas pesadas o gruesas, la investigación concluye que bajo las metodologías de regresión cuantílica dinámica se obtiene una cuantificación más acertada del VAR que bajo metodologías convencional o tradicionales.

Tabasi, Yousefi, Tamosaitiene y Ghasemi (2019) realizaron la investigación denominada: *Estimating Conditional Value at Risk in the Tehran Stock Exchange Based on the Extreme Value Theory Using GARCH Models*. Publicada en la revista *Administrative Sciences*. El objetivo de esta investigación es intentar cuantificar el VAR en el mercado financiero de Teherán mediante el valor condicional en riesgo, que es una medida que se relaciona con las colas de las distribuciones sobre la base de la TVE y complementado con el uso de modelos de heteroscedasticidad condicional (GARCH). La hipótesis

planteada en la investigación es que mediante la utilización de la TVE se obtienen mejores resultados en la cuantificación del VAR, la investigación se complementa estudiando, sí el supuesto de distribución normal de los retornos financieros es o no apropiado. En esta investigación se desarrollaron diferentes metodologías de cuantificación del VAR y CVAR con la premisa de comparar el rendimiento y poder determinar que metodología estima mejor el valor en riesgo en el mercado financiero de Teherán. La investigación concluye que mediante el uso combinado de los modelos de heteroscedasticidad condicional y la TVE se puede estimar de forma precisa las colas de la distribución de los retornos financieros, consiguiendo así una mejor cuantificación del VAR en condiciones de distribuciones no normales.

Gutiérrez y Salgado (2019) realizaron la investigación denominada: *Conditional Extreme Values Theory and Tail-related Risk Measures: Evidence from Latin American Stock Markets*. Publicada en la revista *International Journal of Economics and Financial Issues*. El objetivo de esta investigación es extender el estudio de evaluación del desempeño de la cuantificación del VAR y de las medidas de déficit esperado (ES), mediante la combinación de modelos de heteroscedasticidad condicional (GARCH y CGARCH) y la TVE en diferentes mercados de valores latinoamericanos, en el período 1992 a 2015 y con niveles de confianza del: 95%, 97,5%, 99%, 99,5% y 99,9%. Los resultados que arrojaron el *backtesting* demuestran que no existe un modelo o metodología derivado de la combinación de la TVE y de heteroscedasticidad condicional que supere o predomine respecto a los demás en la cuantificación o estimación del VAR, y de las medidas de déficit esperado (ES), con los niveles de confianza dados, aunque se señala que los modelos CGARCH-TVE frecuentemente proporcionan buenas estimaciones de riesgo en las colas de distribución. El estudio concluye y destaca la importancia que tiene la modelación de colas gruesas o pesadas, la asimetría y la memoria prolongada para estimar estrategias de cobertura de riesgo adecuadas en los mercados financieros con alta volatilidad.

Jeřábek (2020) realizó la investigación denominada: *The Efficiency of GARCH Models in Realizing Value at Risk Estimates*. Publicada por la revista *Acta vřfs*. El objetivo de esta investigación es determinar o recalcar la importancia de seleccionar modelos de volatilidad condicional para la estimación o cuantificación del VAR dentro del enfoque paramétrico y semi-paramétrico, además de comparar el resultado de este con respecto a las metodologías convencionales o tradicionales como método de varianza-covarianza o simulación histórica. El supuesto de esta investigación es afirmar que mediante o bajo la participación de modelos que tengan en cuenta la volatilidad condicional del rendimiento ajustado, se obtiene una mejora en la estimación del VAR. Los resultados obtenidos en esta investigación revelaron que mediante la aplicación de modelos de volatilidad condicional se tienden a presentar predicciones o estimaciones más acertadas del VAR en comparación de las metodologías tradicionales, sobre todo en períodos en que el mercado presenta alta volatilidad en los retornos o eventos atípicos o extremos. Los resultados de la investigación también demostraron que los enfoques de cuantificación tradicional del VAR tienden a subestimar el riesgo real, estos enfoques funcionan relativamente bien a niveles de confianza de hasta el 95%, pero a niveles superiores presentan limitaciones. El estudio concluye afirmando que los modelos que contemplan la volatilidad condicional son más flexibles para adecuarse a mercados con condiciones cambiantes que las metodologías convencionales, además señala la importancia de seleccionar una distribución de retornos adecuada para el estudio del riesgo financiero.

Zhao, Cheng & Zhang (2020) realizaron la investigación denominada: *Extreme tail risk estimation with the generalized Pareto distribution under the peaks-overthreshold framework*. Publicada en la revista *Communications in Statistics - Theory and Methods*, en Estados Unidos. El objetivo planteado en el estudio es intentar cuantificar el riesgo de datos históricos de la bolsa de Shanghái proponiendo modelar mediante la distribución Generalizada de Pareto, el método picos por encima del umbral derivado de la TVE y mediante el uso de momentos L-parcial. La hipótesis planteada en este estudio está basada en el supuesto de que las metodologías convencionales de cuantificación del

VAR son limitadas para modelar los excesos sobre un umbral alto y lograr estimar el riesgo extremo que se presenta en las colas de distribución. Los resultados de la investigación demuestran que el modelo propuesto proporciona soluciones analíticas respecto a las limitaciones para modelar los excesos sobre un umbral alto y es más sensible ante alertas de pérdidas extremas.

2.1 Optimización financiera de portafolios de inversión.

La eficiencia en términos de mercados financieros se presenta ante la homogeneidad en términos de información entre los diferentes participantes del mercado, dando como resultado igualdad de condiciones entre los involucrados. De acuerdo con Brun y Moreno (2008), la eficiencia en los mercados financieros se presenta en distintos niveles en torno al nivel de información disponible y su impacto en términos de precios.

Los mercados financieros ofrecen a los diferentes agentes una gran gama de productos de inversión, en un contexto de incertidumbre, pero brindando o dando a la oportunidad de escoger o seleccionar los que consideren más atractivos. Ante la disyuntiva decisoria de escoger entre uno u otro activo de inversión y bajo la complejidad bursátil, Pinho (2018) afirma que se requiere un alto nivel de conocimiento en términos de optimización y diversificación por parte de los agentes financieros para optar por estrategias que permitan minimizar el riesgo y / o maximizar la rentabilidad del inversor basada o fundamentada en el nivel de riesgo.

Los inversores tienen que seleccionar repetidamente proyectos de inversión entre una gran variedad de activos de inversión que ofrece el mercado de capitales. Respecto a los niveles de eficiencia en los mercados financieros Brun y Moreno (2008), señalan que en 1927 Roberts estableció tres formas o niveles de eficiencia:

- Hipótesis fuerte. En esta teoría los precios de los activos financieros incorporan toda la información referente a una empresa, incluso la información no publicada o información considerada privilegiada.

- Hipótesis semi-fuerte. Los precios de los activos financieros incorporan toda la información pública disponible, es decir, los precios no incluyen sólo la información pasada sino la información presente.
- Hipótesis débil. Los precios de los activos financieros incorporan la información que se proviene de la evolución de la serie histórica de las cotizaciones y volúmenes de negociación.

La correlación existente entre el apetito al riesgo y la expectativa de rentabilidades generan o conducen a los agentes involucrados en el mercado financiero a estimar posibilidades de inversión mediante sofisticadas técnicas que optimicen las expectativas inversoras. Por su parte, Brun y Moreno (2008) afirman que el principal objetivo de las diferentes metodologías de diversificación y optimización de una cartera o portafolio compuesto por varios activos es maximizar la relación rentabilidad-riesgo. obteniendo así, una cartera que ofrezca la máxima rentabilidad esperada con el mínimo riesgo posible.

2.1.1 Modelo de Markowitz.

El modelo de medias y varianzas o también conocido como la teoría moderna de portafolios fue desarrollado en 1952 por Harry Markowitz. En este Markowitz (1952), contribuye en términos de asociar conceptos como rendimientos esperados, medidas de distribución de las dispersiones, además de correlacionar la covarianza entre los rendimientos esperados de 2 activos.

Sintetizando el modelo Markowitz logra esquematizar la distribución de probabilidad de que cada activo participe de un portafolio en dos parámetros o indicadores: La media como medida del rendimiento medio esperado y la varianza o desviación estándar como medida del riesgo dado o asumido. Álvarez et al. (2004) sostienen que bajo la premisa de una técnica de tipo normativa el modelo Markowitz, permite al inversionista desarrollar un criterio de decisión sobre la conformación del portafolio óptimo

Salas (2003), señala que uno de los principales aportes de Markowitz es demostrar cómo se reduce el riesgo total de una cartera, correlacionando activos financieros cuyos rendimientos no se vean afectados de la misma manera por los factores que producen

variaciones entre estos. Bajo este modelo es posible obtener combinaciones eficientes entre riesgo y rendimiento mediante la generación de carteras denominadas eficientes en términos de inversión, logrando maximizar la rentabilidad bajo un nivel de riesgo asumido o dado.

El enfoque del modelo Markowitz, es correlacionar los activos de inversión de un portafolio para reducir el riesgo para el mismo nivel de rentabilidad. Por tanto, y siguiendo a Pinho (2018) se puede establecer que un portafolio es considerado eficiente si, para el mismo nivel de riesgo dado, no existe otra optimización de portafolio que permita una mayor rentabilidad esperada.

De acuerdo con Salas (2003) el modelo Markowitz abarca las siguientes afirmaciones como premisas fundamentales:

- Los inversionistas pueden estimar la relación riesgo - rentabilidad y su distribución de probabilidad para todo tipo de activo de inversión.
- La rentabilidad esperada es representada mediante la media de la distribución.
- El riesgo del activo de inversión es representado por su varianza o desviación estándar.
- Es preferible un título o activo con características de mayor rentabilidad y un menor riesgo.
- Se considera eficiente una cartera que ofrece la mayor rentabilidad para un nivel de riesgo establecido.

Markowitz (1959) señala que, para establecer un portafolio óptimo, los agentes financieros deben enfocarse en los rendimientos esperados y la volatilidad de los rendimientos, puesto que estos son considerados aspectos claves para la optimización de un portafolio.

2.1.2 CAPM.

El modelo de valoración de activos de capital fue desarrollado por Sharpe en 1964, el CAPM por sus iniciales en inglés se presenta como una herramienta financiera aplicable en diversos campos de las prácticas financieras. Salas (2003) sostiene que

principalmente y a partir de elementos como tasas libres de riesgo, primas por riesgo del mercado y el coeficiente de regresión que asocia los rendimientos de un activo con los del mercado, este modelo se enfocó en profundizar el problema del análisis de inversiones y la teoría de cartera.

Siguiendo a Álvarez et al (2004) el modelo de activos de capital parte y/o abarca como hipótesis fundamentales varios supuestos, entre los principales se presentan:

- Todos los agentes financieros se comportan basándose en el modelo de media varianza de Markowitz
- Existe información simétrica en el mercado facilitando la eficiencia.
- El horizonte de tiempo es homogéneo para todos los inversionistas

En su forma más simple Sharpe (1964) expresa que el CAMP se desarrolla mediante:

$$R_i = R_f + (R_m - R_f) \times \beta \quad (17)$$

Donde:

R_f = Rendimiento libre de riesgo.

R_m = Rendimiento del mercado.

β = Beta del activo.

En la línea del tiempo del CAPM, han existido diversos autores que han intentado realizar modificaciones o mejoras para diferentes contextos, a pesar de dichas modificaciones o mejoras Ruiz et al (2021) afirman que el CAPM tiene como constante medir el riesgo utilizando el coeficiente beta, que se deriva de un equilibrio.

2. Riesgo.

2.2.1 Definición

El origen etimológico de la palabra riesgo no ha sido puntualizado o definido, algunos autores definen su origen: Según De Lara (2011) el origen etimológico de riesgo proviene del latín *'risicare'* que significa atreverse o transitar por algún peligro. O siguiendo a Cuello (2008) señala que el origen etimológico proviene del italiano *"rischio"* que a su vez

lo tomó del árabe “*rizq*” que entre sus diversos significados esta, desafiar, retar, enfrentar, atreverse, entre otros. Sin embargo, ambos autores hacen la referencia de que cuando se hable de riesgo se hace referencia a una posición de peligro.

El rendimiento y el riesgo son temas cruciales en el campo financiero, puesto que son claves para la toma de decisiones, y determinantes para realizar un prospecto esperado del comportamiento de un activo en el mercado. Acerca de la relación riesgo-rendimiento Gitman (2007) señala que, cada decisión financiera presenta ciertas propiedades de riesgo y rendimiento, y la correlación única de estas propiedades produce un movimiento en el precio de las acciones.

Existen diversas definiciones de riesgo y estas causan que existan múltiples formas de medirlo o cuantificarlo con diferentes características en su composición. El riesgo está presente en todas y cada una de las decisiones que se puedan tomar, sin importar el ámbito que determine dicha decisión. Población (2017) define al riesgo como el grado o nivel de incertidumbre que existe acerca de los retornos de los flujos de efectivo futuros derivados de una inversión. A su vez Jorion (2007) afirma que el riesgo puede ser definido como la volatilidad de los flujos financieros no esperados, habitualmente desencadenado del valor de los activos o pasivos, por su parte Alfonso y Berggrun (2015) precisan que se puede estimar al riesgo como la incertidumbre esperada o relacionada con determinado resultado de una decisión tomada con anterioridad. Entre tanto, para De Lara (2011) el riesgo es parte inexorable de todo proceso de toma de decisiones por común que sea y precisa que también lo es en los diferentes procesos de inversión.

La administración del riesgo en el campo de las finanzas tiene un papel fundamental, puesto que por este se puede llegar a determinar o analizar las futuras pérdidas o episodios negativos que pueden sufrir los inversionistas en sus activos. A juicio de, De Lara (2011) en términos financieros, la denotación de riesgo se relaciona con las pérdidas potenciales que pudiesen presentarse en un portafolio de inversión.

Para cuantificar el riesgo de una inversión se debe disponer de un amplio conocimiento del contexto del mismo, es decir disponer de conocimiento suficiente de la exposición al riesgo que contempla el activo a cuantificar. Al respecto, Población (2017) expone que sí se desea cuantificar el riesgo de una acción su riesgo puede cuantificarse mediante

su desviación estándar y su valor futuro cuantificarse mediante el valor esperado o el promedio de cotizaciones futuras, en cambio si se desea cuantificar el riesgo y valor futuro de los derechos de compra de una acción, se debe combinar el valor esperado y la desviación estándar de los posibles diferentes escenarios de resultados generados por tal derecho, es decir la cuantificación del riesgo de una inversión puede o no considerarse compleja dependiendo del contexto o exposición al riesgo que tenga el instrumento.

La medición o estimación acertada del riesgo en las inversiones se ha convertido en todo un desafío, tal motivo ha generado que se desarrollen diversas teorías y herramientas para su medición, muchas de estas teniendo como base o desarrollo el concepto de la duración en los activos financieros. De acuerdo con Venegas (2008) el desarrollo de los diferentes métodos para cuantificar el riesgo de mercado basado en modelos analíticos, inició con el concepto de duración o duración de Macaulay desarrollado en 1939. Los distintos planteamientos de modelos matemáticos y estadísticos que se han desarrollado en la gestión del riesgo financiero buscan brindar en la práctica herramientas eficaces para una medición objetiva de los diversos riesgos de mercados y lograr una diversificación óptima de los peligros que se puedan valorar en los mercados. Para Jorion (2007), la administración del riesgo financiero proporciona un respaldo tendencioso contra las posibles implicaciones o riesgos generados por la incertidumbre.

La cuantificación del riesgo para un activo financiero en términos estadísticos y tomando como referencia la Teoría de Carteras o Portafolio de Markowitz, puede derivarse del resultado de la desviación existente entre el retorno observado y el esperado, según sea el rango de dicha desviación se pueden especular las ganancias o pérdidas del activo, es decir estimar desviaciones positivas y negativas de los retornos. Salinas et al. (2010) afirman que en términos de riesgo a la desviación estándar muestral de un activo se le conoce también como la volatilidad del mismo y su cuantificación se deriva mediante:

$$\sigma = \sqrt{\frac{\sum_i^n (x_i - \bar{x})^2}{n - 1}} \quad (18)$$

Donde,

σ = Desviación estándar muestral

x_i = Retorno observado

\bar{x} = Retorno esperado

n = Total observaciones de la muestra

Referente a la cuantificación del riesgo de un portafolio o cartera de dos activos, Salinas, et al. (2010) mencionan que esta se obtiene mediante las desviaciones estándar de los activos individuales y entre la correlación existente entre los activos. Siguiendo como referencia la Teoría de Carteras o Portafolio de Markowitz, a la correlación de movimientos de dos variables aleatorias se le denomina covarianza, dicha correlación puede ser directa o inversa en su comportamiento, si resulta directa, ante un eventual retorno positivo o negativo de un activo, el otro activo tendería a presentar igual comportamiento y por el contrario si la correlación es inversa el comportamiento de los activos tendería a ser opuesto.

La correlación inversa en un portafolio o cartera de los diferentes activos que la componen es fundamental para la diversificación o cobertura del riesgo de este. Población (2017) menciona que mediante la estrategia de correlación inversa en un portafolio se busca reducir el riesgo total de la cartera, es decir que con cada nuevo instrumento que se agregue a la cartera o portafolio el riesgo total se reduce, y da como ejemplo el oro, puesto que en lapsos de crisis este tiende a aumentar mientras que los índices bursátiles disminuyen.

Malevergne y Sornette (2006) refieren que sí se tiene una distribución de probabilidad, la cuantificación de la covarianza se puede determinar mediante:

$$cov(x, y) = \frac{\sum_i^n (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{n} \quad (19)$$

Donde,

$cov(x, y)$ = Covarianza de x , y

x_i = Retorno observado en x

\bar{x} = Retorno esperado en x

y_i = Retorno observado en y

\bar{y} = Retorno esperado en y

n = Total observaciones de la muestra

Siguiendo a Jorion (2007) se estima que la única variable constante en términos de riesgos financieros son los diversos cambios y reestructuraciones que han sufrido los mercados en el tiempo y han causado como consecuencia que los modelos y herramientas para cuantificar el riesgo deban estar a la par en una constante evolución, buscando una mejor medición de dichos riesgos a los que se está expuesto.

2.2.2 Clasificación del riesgo.

En términos económicos y financieros se pueden encontrar múltiples y diferentes tipos de riesgo, por tanto, existen diversas clasificaciones de riesgos financieros, siguiendo a Gómez y López (2002), Malevergne y Sornette (2006), Jorion (2007), Denuit, Maréchal, Pitrebois, y Walhin (2007), De Lara (2011), Dash, Olson y Birge (2011), Tapiero (2013), Alfonso y Berggrun (2015), Chaudhuri y Ghosh (2016), Población (2017), Gaytán (2018), Xu y Shiina (2018) se puede estructurar una clasificación de algunos de los riesgos más frecuentes:

Los riesgos financieros se pueden clasificar según su procedencia, en riesgos endógenos (factores internos) o riesgos exógenos (factores externos).

Riesgo endógeno. Este tipo de riesgo está asociado o vinculado a variables internas o dependientes a la naturaleza del activo o instrumento a valorar. La diversificación o cubrimiento de este tipo de riesgo es la función principal de la administración del riesgo, puesto que su exposición al riesgo se puede controlar.

Riesgo exógeno. También conocido como riesgo sistémico está asociado o atribuido a factores o causas externas a la naturaleza del activo o instrumento a valorar y su nivel de afectación es igual para todos los agentes o mercados del sistema económico. Por tanto, intentar diversificar o cubrir este tipo de riesgo es una gestión muy limitada.

Asimismo, los riesgos financieros se pueden categorizar en dos grandes apartados, riesgos cuantificables y no cuantificables.

Riesgo cuantificable. Esta categoría se refiere a los riesgos que se pueden cuantificar mediante métodos matemáticos objetivos y su resultado se expresa fácilmente en cifras monetarias.

Riesgo no cuantificable. En esta categoría se agrupan los riesgos impredecibles, cuya cuantificación no es factible mediante métodos matemáticos objetivos y su valor dependerá de criterios de aplicación.

De igual manera, los riesgos se pueden clasificar según su magnitud de afectación o nivel de significancia en: Bajos, medidos, medios, altos o extremos.

2.2.3 Tipología de riesgos.

- Riesgo de mercado: Es aquel riesgo derivado o provocado por las posibles variaciones negativas de precio en el mercado, es decir las pérdidas potenciales del instrumento financiero. Los precios están determinados por las fuerzas de la oferta y la demanda. Entre las variables que interfieren en las variaciones de precio en el mercado se encuentran: Tasas de interés, cotización monetaria, tipos de cambio, índices de precio, precios de *commodities*, entre otros. A cada una de estas variables se les denomina factor de riesgo, y en un portafolio el riesgo de mercado estará determinado por la composición del mismo. Por tanto, el riesgo de mercado se puede definir como el riesgo conjunto de todos y cada uno de los factores o variables económicas y financieras que afectan o influyen en las variaciones de precios.
 - Riesgo de tasas de interés. Este riesgo es derivado del riesgo de mercado y se refiere a las posibles pérdidas derivadas o generadas por fluctuaciones en las diferentes tasas de interés del mercado. El riesgo de tasa de interés está presente siempre ante operaciones de deuda o de inversión en activos financieros que se constituyen con tasas de interés variables.

- Riesgo de tipo de cambio. Este riesgo se incurre al contratar o pactar operaciones financieras en diferentes divisas cambiarias y ante la posibilidad o probabilidad de pérdida por fluctuaciones cambiarias, las cuales son consideradas una constante de los mercados. La cobertura del riesgo cambiario se estima cotidianamente por intermedio de la adquisición de instrumentos en el mercado de derivados.
- Riesgo patrimonial o de precio de las acciones. Riesgo derivado del riesgo de mercado, este riesgo se define como la pérdida ante fluctuaciones en la cotización de instrumentos financieros derivadas del riesgo sistémico o peculiar. Teóricamente el precio de una acción en un momento seleccionado en el tiempo debe reflejar toda la información que el mercado posee de la misma, constituyendo así su valor. Acciones de diferentes compañías contemplan el mismo riesgo sistémico, aunque cada una tiene su riesgo particular haciéndola más o menos riesgosa.
- Riesgo de productos básicos o mercancías. Este riesgo se define como la posible pérdida ante fluctuaciones negativas en el precio de productos, mercancías, futuros o commodities adquiridos o almacenados con anterioridad. Este riesgo también contempla la posibilidad de revaluación de mercancías por adquirir.
- Riesgo de crédito. Es aquel riesgo asociado a la posibilidad de incumplimiento o impago de un acreditado o contraparte de la operación, asociado a una obligación crediticia o a una inversión. Además de la posibilidad de impago en la obligación este riesgo también contempla la posibilidad de riesgo de pagos parciales o pagos posfecha. El riesgo de incumplimiento o impago está presente en todas las operaciones que derivan una obligación o deuda, con mayor o menor exposición o probabilidad, entre las diferentes operaciones se encuentran: deuda bancaria comercial, obligación o papel comercial que emiten las empresas, contratos de futuros, deuda estatal, entre otros. Este riesgo es derivado o surge de que los acreditados o contra parte de la operación estima o espera usar flujos de efectivo futuros para cumplir con la obligación pactada, pero no se puede asegurar que dichos flujos futuros esperados se conviertan en una realidad.

- Riesgo emisor. Este riesgo se deriva del riesgo de crédito y se refiere a la posibilidad de pérdida derivada del incumplimiento de obligaciones directas. En los mercados financieros el riesgo emisor está valuado mediante calificadores de riesgo, contemplando el contexto del instrumento, entre otros factores el vencimiento y el respaldo del mismo.
- Riesgo de contraparte. Este tipo de riesgo se presenta ante la posibilidad de pérdida potencial provocada por el impago de obligaciones por parte de un intermediario. La intermediación está presente en múltiples operaciones en los mercados financieros y en cada uno de estos está inmerso el riesgo de contraparte, ante una imposibilidad de respaldo de la operación por parte del intermediario bursátil. En la adquisición de deuda gubernamental libre de riesgo emisor, mediante la intermediación de un agente de bolsa, se incurre al riesgo de contraparte, por posibilidad de impago del instrumento por parte del intermediario bursátil.
- Riesgo de liquidez. Este tipo de riesgo es derivado de la incapacidad de generar o contar con flujos de caja o efectivo suficientes para poder responder a las diferentes obligaciones adquiridas, conllevando a tener que adquirir nuevas obligaciones o vender algún bien o propiedad buscando cumplir con la o las obligaciones eminentes. En otras palabras, las pérdidas potenciales por este riesgo se reflejan en la adquisición de liquidez a un alto costo y la venta de bienes con pérdida. Este tipo de riesgo adquirió importancia o relevancia en economías desarrolladas a partir de la crisis financiera mundial de 2008, puesto que antes de dicho suceso su estudio y relevancia era mínimo, por consiguiente, se puede afirmar que este riesgo se populariza en lapsos de crisis en los mercados. El riesgo de liquidez se puede definir como la potencial pérdida derivada de la incapacidad por renovar pasivos o adquirir otros en condiciones normales, venta de bienes con pérdida o por la incapacidad de cubrir diferentes obligaciones adquiridas.
- Riesgo operativo. Es el riesgo generado por la perspectiva de pérdida o potencial pérdida directa o indirecta por fallas, errores, imperfectos o deficiencias en los procedimientos o sistemas de información, estas pueden derivar de errores

humanos, fallas del sistema, fraude o cualquier actividad criminal, desastres generados por fuerzas naturales, accidentes o cualquier otro evento que afecte el normal funcionamiento. En general los riesgos operacionales no son cuantificables por su complejidad de estimación de ocurrencia y magnitud, además los riesgos operativos en contra posición de otros riesgos financieros no generan ningún posible beneficio. Contar con adecuados controles operativos, planes de contingencia y procesos de funciones y responsabilidades puede ayudar a prevenir o controlar la ocurrencia de los riesgos operativos.

- Riesgo tecnológico. Riesgo derivado de la posibilidad de daño, deterioro, destrucción, *hackeo* o piratería informática, falla o alteración en los sistemas informáticos. El riesgo tecnológico también contempla la posibilidad de pérdida por obsolescencia ante avances o desarrollos científicos.
- Riesgo normativo. Este riesgo se deriva de la posibilidad de incurrir en pérdida o gastos monetarios, ante el incumplimiento normativo conllevando a sanciones, multas o penalizaciones legales y administrativas. Los riesgos normativos se pueden prevenir mediante el implemento de buenas prácticas y procedimientos, de este riesgo se derivan los riesgos legales y fiscales.
 - Riesgo legal. Este riesgo se genera por las potenciales pérdidas derivadas por: resoluciones judiciales desfavorables, incumplimiento de contrapartes no exigibles por vía jurídica, incumplimiento de disposiciones legales, y otras relaciones jurídicas negativas en relación con las operaciones. Los riesgos legales también contemplan la posibilidad de error u omisión en documentación, y deficiencia de interpretación de disposiciones legales nacionales y extranjeras. En general los riesgos legales se derivan de vacíos, lagunas o deficiencias jurídicas, conllevando a que la mayoría de estos riesgos no sean cuantificables, dificultando su control.
 - Riesgo fiscal. Este tipo de riesgo se constituye por cambios, transformaciones o modificaciones, en políticas tributarias que pudiesen generar pérdidas o perjuicios fiscales. Su control o diversificación varía según la normatividad fiscal vigente en el ámbito local e internacional en

que se opere. Al igual que los riesgos legales este contempla la posibilidad de error u omisión y deficiencia de interpretación en materia fiscal.

- Riesgo de negocio. Este riesgo se constituye inherentemente con la naturaleza del negocio, es decir se asume de forma intencional y se debe asumir con la esencia del entorno. El riesgo de negocio contempla tanto riesgos cuantificables y no cuantificables, tales como: las afectaciones derivadas de cambios en las variables de la estrategia de negocio, ciclos económicos, variaciones en la demanda, cambios tecnológicos, comportamiento del sector, entre otros.
- Riesgo económico. Es el riesgo desencadenado por la posibilidad de afectación o incertidumbre en los rendimientos, ante una transformación o reorganización en ámbitos económicos globales o locales. Este riesgo puede generarse ante un cambio de paradigma económico global, ejemplo de este es el patrón oro, o también pudiese producirse por un posible desmantelamiento del uso de energías derivadas del crudo. La cobertura, control o diversificación del riesgo económico es un trabajo engorroso y su complejidad dependerá del sector económico y de la ubicación geográfica.
- Otros riesgos.
 - Riesgo de reputación. Este riesgo se presenta ante la posibilidad de fallos, errores o acciones que concluyan con la no materialización de oportunidades de comercio, conllevando o generando desprestigio o descrédito. La pérdida de reputación en los mercados se refleja o desencadena en futuras pérdidas.
 - Riesgos de capital humano. Este riesgo se define como las posibles pérdidas generadas por la desvinculación de capital humano capacitado o especializado en tareas vitales o fundamentales de funcionamiento u operación.
 - Riesgos colaterales. Estos riesgos se definen como los riesgos asociados a la posible pérdida en las variaciones de precio de un instrumento utilizado para cubrir o proteger otro instrumento subyacente, es decir un activo que respalda con su valor otro activo, pero que en el tiempo su valor pudiese fluctuar.

- Riesgo país. Se define como el riesgo de variaciones o cambios de expectativas desfavorables, este riesgo surge cuando se tienen operaciones en o con un país determinado. El riesgo país contempla el riesgo soberano o estatal que se refiere al riesgo de crédito o incumplimiento de la deuda estatal emitida por parte del gobierno y el riesgo de transferencia, se refleja como un desequilibrio de pagos como resultado de un alto nivel de deuda externa.
- Riesgo político. Este riesgo está asociado al riesgo país y se define como la posible pérdida ante cambios de gobierno o falta de estabilidad en ámbitos políticos.

Figura 1. Clasificación de riesgos



Fuente: Elaboración propia, con base en; Gómez y López (2002), Malevergne y Sornette (2006), Jorion (2007), Denuit, et al (2007), De Lara (2011), Dash, et al (2011), Tapiero (2013), Alfonso y Berggrun (2015), Chaudhuri y Ghosh (2016), Población (2017), Gaytán (2018), Xu y Shiina (2018).

2.2.4 regulación y supervisión del riesgo.

2.2.4.1 Comité de Basilea

El Banco de Pagos Internacionales o *Bank for International Settlements* (BIS) es una organización global, cuyo propósito es fungir como banco central de bancos fomentando la cooperación financiera y monetaria. “Con respecto a nuestras actividades bancarias, nuestros clientes son bancos centrales y organizaciones internacionales. No aceptamos depósitos ni prestamos servicios financieros a personas físicas o jurídicas” (Bank for International Settlements, 2020). El BIS es propiedad de 63 bancos centrales, ubicados en diferentes partes del mundo y con una representación alrededor del 95% del PIB mundial. El BIS fue fundado en 1930 con la característica de no representar intereses ni responder ante ningún estado, tiene como sede Basilea (Suiza), además de esta, cuenta con sedes de representación en la RAE de Hong Kong y en la ciudad de México.

El Banco de Pagos Internacionales con el fin de cumplir su principio funge determinadas acciones, las principales son: (Bank for International Settlements, 2020).

- Incentivar, promover y fomentar la cooperación y colaboración entre los distintos bancos centrales.
- Promover el diálogo y negociación con demás entidades responsables de fomentar la estabilidad financiera (la Organización Internacional de Comisiones de Valores (IOSCO) y el Fondo Monetario Internacional (FMI)).
- Intermediar bajo la figura de contraparte ante transacciones financieras entre bancos centrales.
- Impulsar la socialización de políticas, normas y regulaciones aplicables a la banca central.

El Banco de Pagos Internacionales creó el Comité de Basilea en Supervisión Bancaria, con el fin de promulgar y promover políticas, normas, regulaciones, referentes al sistema bancario, además de estudiar distintos fenómenos financieros que pudiesen afectar o exponer al riesgo a instituciones financieras, buscando preparar de forma oportuna o pertinente recomendaciones o acciones de funcionamiento con el fin de reducir o minimizar dichas afectaciones. Ustáriz (2003)

Señalan Sotelsek y Pavón (2012) que la progresiva globalización de los mercados financieros, la interdependencia entre los sistemas bancarios y otros efectos como la caída de tasas fijas en materia de intereses, dieron cabida a la necesidad de una mejora en términos de coordinación, regulación y supervisión transfronteriza de banca central, la cual fue suplida con la constitución del comité de Basilea en 1974, este fue integrado por los gobernadores o directores de los bancos centrales de los países integrantes del grupo de los diez (G-10).

El comité de Basilea surge con la premisa u objetivo primordial de mejora en disposiciones de supervisión bancaria, busca generar confianza y seguridad a inversionistas y ahorradores respecto al uso del capital depositado. Ustáriz (2003), señala que para cumplir con dicha premisa el comité de Basilea desarrollo tres funciones claves: la primera, instituir un foro para debatir los problemas derivados de la supervisión, la segunda, lograr una idónea coordinación respecto a la supervisión entre las autoridades a nivel global, y la tercera, basada en establecer estándares de supervisión vinculados con la solvencia de las entidades financieras.

Siguiendo a González (2019) se resalta que la naturaleza y estructura del comité de Basilea referente a las diferentes disposiciones en términos de supervisión a entidades bancarias, no cuenta o constituye como una autoridad supranacional, tanto sus conclusiones, recomendaciones, regulaciones y normas no contienen fuerza legal, ni autoridad directa referente a alguna institución bancaria. Por otra parte, Ustáriz (2003) afirma que las primeras recomendaciones de Basilea se pueden considerar o asimilar como “acuerdos entre caballeros” dada su falta de fuerza legal, no obstante, recalca la gran influencia y adopción que tienen dichas recomendaciones del comité de Basilea en la comunidad internacional.

La constitución o evolución de la configuración estructural financiera internacional esta entrelazada directamente con la aparición de períodos de crisis financieras, Gonzales (2019), señala que esta relación entrelazada deriva en catalizadores de cambios (creando nuevas instituciones y reforzando o mejorando mecanismos para afrontar situaciones de pánico), en términos de nivel de regulaciones, como en gestión de riesgo.

Ante diferentes escenarios de lapsos de crisis o pánico financiero presentado en los mercados y derivados en quiebras de entidades financieras, el Comité de Basilea ha consolidado relevancia internacional en vista de que esta procura armonizar las técnicas de supervisión. Ustáriz (2003) afirma que la búsqueda de convergencia en los estándares de supervisión por parte del Comité de Basilea ayuda a que no exista institución financiera que evada los principios elementales de supervisión

Ustáriz (2003) sostiene que como primera medida de consolidación de supervisión bancaria el comité de Basilea expidió en 1975 un documento denominado “el Concordato”, estableciendo en este principios elementales para la supervisión de entidades transnacionales e insertar el principio de supervisión consolidada por grupos. González (2019) refiere que la expansión de las instituciones financieras, la diversificación de sus portafolios de inversión y la compra o unión de entidades forzaron al Comité de Basilea a profundizar “el Concordato” en 1983 y denominarlo en adelante como “Principios para la supervisión de los establecimientos extranjeros de los bancos”.

Avella, Muñoz y Piñeros (2018) sostienen que las principales recomendaciones o consejos del Comité de Basilea en “el Concordato” de 1975 son:

- Referente a las instituciones extranjeras la responsabilidad por la supervisión debe ser conjunta entre el país de origen y el país anfitrión.
- Ninguna institución bancaria extranjera puede aludir los principios básicos de supervisión, dichos principios deben ser aplicados por las autoridades del país de origen y por las del país anfitrión.
- Referente a la supervisión en términos de liquidez será la autoridad del país anfitrión la responsable primordial.
- Referente a la supervisión en términos de solvencia de sucursales extranjeras será la autoridad del país de origen la responsable primordial.

Los colapsos financieros o episodios extremos han generado el convencimiento en diferentes autoridades de supervisión de fortalecer sus sistemas de supervisión, buscando convertirlos en sistemas robustos. La adaptabilidad al cambio del comité de Basilea se denota en los diferentes documentos suscritos en mejoras de procesos de

supervisión y riesgos, referente a estos Avella, Muñoz y Piñeros (2018) señalan algunas, en 1990 se publicó un suplemento del “Concordato” el cual tiene como eje principal destacar la relevancia de mejorar el flujo de información entre supervisores, en 1992 el comité reformula algunos principios del “Concordato”, en 1996 el comité de la mano con *Offshore Group* presentó un documento de propuestas para mejora de prácticas en términos de supervisión solidaria, entre otras.

Siguiendo a Torres (2005) se afirma que la globalización del sistema financiero trajo consigo la urgente necesidad de consolidar y unificar criterios sobre supervisión y administración del riesgo en las instituciones bancarias. Además de los efectos de globalización del sistema financiero, Gutiérrez y Fernández (2006) sostienen que factores como el constante deterioro de la salud financiera de la banca internacional y las progresivas presunciones de competencia deshonesta fueron claves para la elaboración por parte del Comité de Basilea de propuestas para fijar estándares de capital y riesgo de crédito.

En julio de 1988 el Comité de Basilea presentó el primer acuerdo de Basilea, denominado “Acuerdo de Capital” o “Acuerdo de Convergencia Internacional de la Medición y las Normas de Capital”, pero más conocido como “Basilea I”. Gutiérrez y Fernández (2006) señalan que a pesar de que el acuerdo se firmó en 1988, fue hasta 1989 que se hizo efectivo y fue introducido paulatinamente hasta finales de 1992. La recepción de Basilea I se consolidó o acogió de forma gradual, iniciando por la aplicación en diferentes países miembros del G-10, y países no miembros, pero con presencia de instituciones bancarias internacionales.

2.2.4.1.1 Basilea I

El Comité de Basilea planteó como objetivo principal de este acuerdo el robustecer el sistema bancario internacional y lograr la convergencia internacional en términos de regulación y supervisión. González (2019). Resalta que Basilea I constituye un conjunto de dictámenes, criterios, conceptos y resoluciones aplicables a las instituciones bancarias. En este acuerdo destaca el señalamiento de capital mínimo que debe soportar o tener una institución bancaria en función o grado de riesgos que presenta.

En Basilea I el comité plantea establecer o considerar los créditos como activos en riesgo. Siguiendo a Gutiérrez y Fernández (2006) se establece que, entre las primordiales políticas o recomendaciones planteadas por el Comité de Basilea en este acuerdo se destacan:

- Convergencia de capital mínimo total regulatorio requerido para las instituciones bancarias, equivalente al 8% de sus activos ajustado al grado de riesgo.
- Establecimiento de primeros parámetros regulatorios en términos de gestión del riesgo principalmente crediticio y posterior de mercado.

El Comité de Basilea en este documento estableció una medida de riesgo en los activos, donde según su grado de riesgo debe corresponder el grado de cobertura, presentando una escala gradual con cinco medidas de riesgo: 0%, 10%, 20%, 50% y 100%. Torres (2005) señala que no tomar en cuenta: el riesgo de portafolio, de diversificación, de mercado y el neto, representa falencias o fallas debido a que excluye aspectos fundamentales y obligatorios para establecer un cálculo preciso entre activos y riesgo en el sistema financiero.

En 1993 el Comité de Basilea dio a conocer el “Modelo Estándar”, documento donde surgen las primeras propuestas o cálculos de capital en peligro que pudiese convertirse en pérdida potencial (VAR) y se intentan incorporar diversos riesgos para el cálculo de capital mínimo requerido. Torres (2005) refiere respecto al (VAR) el Comité de Basilea, plantea parámetros mínimos con el objetivo de unificación de criterios, entre los principales parámetros respecto al VAR se encuentran:

- Usar datos u observaciones cuantificables y verídicos para la cuantificación del VAR.
- Un lapso u horizonte de tiempo de 10 días hábiles o en su defecto, dos semanas calendarios.
- Un intervalo o nivel de confianza del 99%.
- Un lapso de datos u observaciones mínimo, equivalente a un año de datos históricos, con actualizaciones cuando menos trimestrales.

Posteriormente e Intentando abarcar y adaptar aspectos esenciales el comité de Basilea en 1996 decide presentar algunas modificaciones respecto a Basilea I, temas tales como: Innovación financiera, riesgo de mercado (método estándar y los modelos internos). No fue hasta 1999 cuando el Comité de Basilea determinó dar un paso relevante en términos de regulación y supervisión financiera internacional, al proponer modificar y sustituir el acuerdo de 1988, Basilea I. El comité de Basilea funge presentar dicha sustitución de Basilea I con la premisa de formar un acuerdo más completo, Avella, Muñoz y Piñeros (2018) señalan a este, como un acuerdo más acorde a la realidad del sistema financiero internacional de aquel momento.

2.2.4.1.2 Basilea II

El acuerdo de Basilea II contempla en su estructura cambios sustanciales en el tratamiento de riesgos respecto al manejo que se tenía mediante Basilea I, en consideración de que el primer acuerdo exponía incapacidad o insuficiencia en la cuantificación del riesgo de crédito y de mercado. Gutiérrez y Fernández (2006) remarcan que los objetivos buscados con la implementación de este acuerdo por parte del Comité de Basilea son: fomentar la seguridad, extender el enfoque de tratamiento de riesgos e impulsar modelos de correlación entre capital y nivel de exposición al riesgo.

El proceso de consolidación del acuerdo de Basilea II contuvo diferentes etapas de elaboración en un lapso de cinco años donde se consideraron opiniones, sugerencias y propuestas de reguladores, supervisores y entidades. Torres (2005) señala la necesidad por parte de instituciones bancarias de reestructurar su estrategia de negocio para una adecuada adaptabilidad e implementación del acuerdo, no obstante, el nivel de adaptabilidad variará según factores como: exposición al riesgo, administración del riesgo, tamaño institucional, número de sucursales, condiciones de mercado y tipos de portafolios.

El Comité de Basilea planteó en este nuevo acuerdo la consolidación de tres pilares fundamentales y la inclusión o incorporación de modelos internos con énfasis regulatorios, y la sustitución o abandono del “Acuerdo de Capitales” de 1988 y del método

de cuantificación de requisitos mínimos regulatorios de capital. Gutiérrez y Fernández (2006).

- Pilar I. Requerimientos mínimos de capital

En este pilar el Comité de Basilea establece los requerimientos mínimos de capital en relación con los riesgos que enfrentan las instituciones financieras (mercado, operación y crédito o contraparte). Avella, Muñoz y Piñeros (2018) afirman que el Pilar 1 conserva la definición y porcentaje de capital mínimo requerido (correlación entre capital regulado y activos según su exposición al riesgo de la entidad) y toma como base el “acuerdo de capitales” de 1988, pero con adiciones y modificaciones.

Siguiendo a Torres (2005), Gutiérrez y Fernández (2006) y a, Avella, Muñoz y Piñeros (2018) se pueden señalar diferentes recomendaciones, enfoques y modelos propuestos por el Comité de Basilea para el tratamiento o gestión de cuantificación de capital mínimo o necesario ante riesgos de crédito, mercado y operacional:

- Riesgo de crédito o de contraparte. Las metodologías propuestas para el cálculo de capital respecto a este riesgo son: método estándar, asignación ponderada de riesgos activos y operaciones, dicha ponderación variará según el tipo de institución (riesgo soberano, bancos o empresas). Y métodos IRB (*Internal Rating Based*) básico y avanzado, donde la institución evalúa a partir de probabilidad de incumplimiento, pérdida en caso de incumplimiento, exposición al riesgo y vencimiento efectivo la calidad crediticia de cada usuario y determina las pérdidas potenciales.
- Riesgo de mercado. Respecto a este riesgo el Comité de Basilea no presentó cambios sustanciales, mantuvo en gran medida lo propuesto en el “Acuerdo de Capitales” de 1988 concerniente al método estándar y al capital mínimo regulatorio requerido equivalente a 8%. Los anexos presentados son referentes a cuadros de vencimiento, preposiciones de optar por modelos internos y normas de diferenciación entre carteras de negociación (instrumentos financieros con fines de negociación o cobertura) y carteras de inversión (activos financieros).

- Riesgo operacional. La incorporación de cuantificación de este riesgo por parte del Comité de Basilea es considerada un aporte novedoso y valioso para la supervisión, control y administración de riesgos. Basilea II propone tres métodos para la cuantificación del capital necesario respecto al riesgo operacional: “Indicador Básico” en el cual se realiza una asignación de capital mínimo con relación a los ingresos brutos de la entidad, “Método Estándar” donde se realiza una asignación de capital mínimo respecto a cada línea de negocio, dicha asignación se fundamenta al monto de ingresos obtenidos y el “Método de Medición Avanzada” en el cual se permite definir líneas de negocio por parte de la entidad y a partir de dicha definición asignar recursos de capital mínimo mediante modelos estadísticos de estimación. Los dos últimos métodos mencionados emplean la premisa de que, a mayor volumen de operaciones, mayor probabilidad de incurrir en riesgos operacionales.
- Pilar II. Proceso de examen de supervisor.

Este pilar está enfocado en incentivar a las instituciones a desarrollar procesos internos de supervisión y gestión de riesgo acorde al nivel de exposición al riesgo de la institución, buscando ocasionar que las instituciones financieras contemplen un capital apropiado para cubrir sus posiciones de riesgo. Respecto al capital mínimo requerido, Avella, Muñoz y Piñeros (2018) señalan que este pilar parte del concepto de que la presencia de excedentes en el capital mínimo requerido es sinónimo de una institución bien administrada y remarcan la necesidad de presentar excesos en la cuantificación de este, ante la posibilidad de pérdidas abruptas derivadas de eventos extremos o sucesos imprevistos.

Con la finalidad de homogenizar en gran medida los procesos de supervisión y control de riesgos, el comité de Basilea define en este pilar cuatro fundamentos o principios. Siguiendo a Torres (2005), Gutiérrez y Fernández (2006), se puede establecer que el marco de referencia para el proceso de supervisión y control de riesgos del pilar II se compone mediante:

- Primero. Las instituciones financieras tienen la obligación de contar con un proceso acorde para evaluar la suficiencia de capital respecto a la

exposición y perfil de riesgo de sus activos. un proceso acorde e idóneo para la evaluación de suficiencia de capital debe contar como mínimo con aspectos como: evaluación rigurosa de capital, evaluación integral de riesgos, exámenes de control internos y vigilancia por parte de alta gerencia.

- Segundo. Las autoridades supervisoras tienen la obligación de examinar y evaluar las estrategias, planes, políticas y pruebas internas de la suficiencia de capital de las instituciones financieras. La inspección por parte de las autoridades debe estar compuesta por un mínimo de: exámenes dentro y fuera de las instituciones, reuniones con directivos, revisión de dictámenes realizados por auditoría y presentación de informes. En caso de que las instituciones no cumplan con los parámetros de evaluación se debe presentar la intervención de las autoridades supervisoras.
 - Tercero. Respecto a los entes reguladores, deberán esperar que por parte de las instituciones financieras operen por encima de los coeficientes mínimos de capital regulador, además deberán requerir capacidad de capital por parte de las instituciones superior al mínimo de capital regulador. Por su parte las instituciones financieras deben de optar por operar con los modelos más acordes a sus necesidades específicas.
 - Cuarto. Ante la posibilidad de descensos de capital por debajo de los niveles mínimos establecidos la autoridad supervisora debe intervenir ligeramente en la gestión de la institución con el fin de evitar dicho descenso. En presencia de descensos de capital del nivel requerido el ente regulador deberá exigir la adopción de medidas correctoras
- Pilar III. Disciplina de mercado.

La finalidad de este pilar es provocar e incitar a mantener la disciplina de mercado mediante la transparencia en la información publicada. Avella, Muñoz y Piñeros (2018) asegura que el aporte fundamental del pilar III, es hacer contrapeso a las libertades otorgadas a las instituciones financieras referente a los requerimientos mínimos de capital con las metodologías internas.

El comité de Basilea fija un mínimo indispensable de calidad con el que debe contar la información publicada, buscando homogeneidad en la información en términos de calidad (relevante y oportuna), que facilite realizar valuaciones de riesgo profundas. Torres (2005) señala que el pilar III establece que la información publicada debe contener aspectos cuantitativos y cualitativos, entre los principales se señalan aspectos de: capital, metodologías de supervisión (inspección, vigilancia y control), riesgo (crédito, mercado y operacional) y posicionamiento accionario.

La evolución constante en materia de administración, supervisión y control de riesgos obliga al sistema financiero en conjunto a evolucionar respecto a acontecimientos previos, como consecuencia de esta evolución Gutiérrez y Fernández (2006) refieren que previo a este pilar la disciplina de mercado no era considerada una herramienta del supervisor bancario, sin embargo, diferentes organismos financieros internacionales y foros de debate regulatorio abogan por una progresiva transparencia en todo el sistema financiero con la finalidad de obtener sistemas de supervisión robustos y una administración del riesgo más competente.

2.2.4.1.3 Basilea III.

En respuesta al colapso financiero generado por la crisis *subprime* de 2008 el comité de Basilea emitió diferentes disposiciones, con la finalidad de modificar el marco regulatorio de supervisión. Gonzales y Solís (2012) señalan que la evolución continua en términos de regulación y supervisión financiera, es para adaptarse a nuevos contextos, procedentes de innovaciones, avances tecnológicos, cambios en sistemas de información, crisis y distorsiones derivadas por la normatividad y su aplicación en la práctica. Entre las disposiciones emitidas por el Comité se encontraron: los documentos “Medidas Extraordinarias a las Políticas Públicas” y “Mejoras al Marco Regulatorio de Basilea II” planteando aumentar las ponderaciones de riesgo, requerir a las instituciones estudios de crédito más rigurosos, aumentar la capacidad de gobernanza corporativo por todo el ancho de la institución, reforzar requerimientos en términos de disciplina de mercado, entre otras mejoras.

El G-20 decide en 2010 aprobar el nuevo marco de supervisión y regulación financiera propuesto por el Comité de Basilea en el acuerdo de Basilea III, con el objetivo de restablecer la estabilidad financiera global mediante el fortalecimiento y robustecimiento del marco normativo, proponiendo disposiciones enfocadas en abordar y superar las limitaciones, debilidades y fallas del sistema regulatorio internacional que quedaron exhibidas en la crisis financiera de 2008. Siguiendo a Gonzáles y Solís (2012) se menciona que derivado de la crisis financiera de 2008 existe un consenso generalizado de reclamar o exigir mayor regulación a las instituciones financieras, porque se considera que las instituciones financieras fueron responsables de lo ocurrido, en parte como consecuencia de una regulación flexible.

Cuadro 2. Características principales Acuerdo de Basilea III

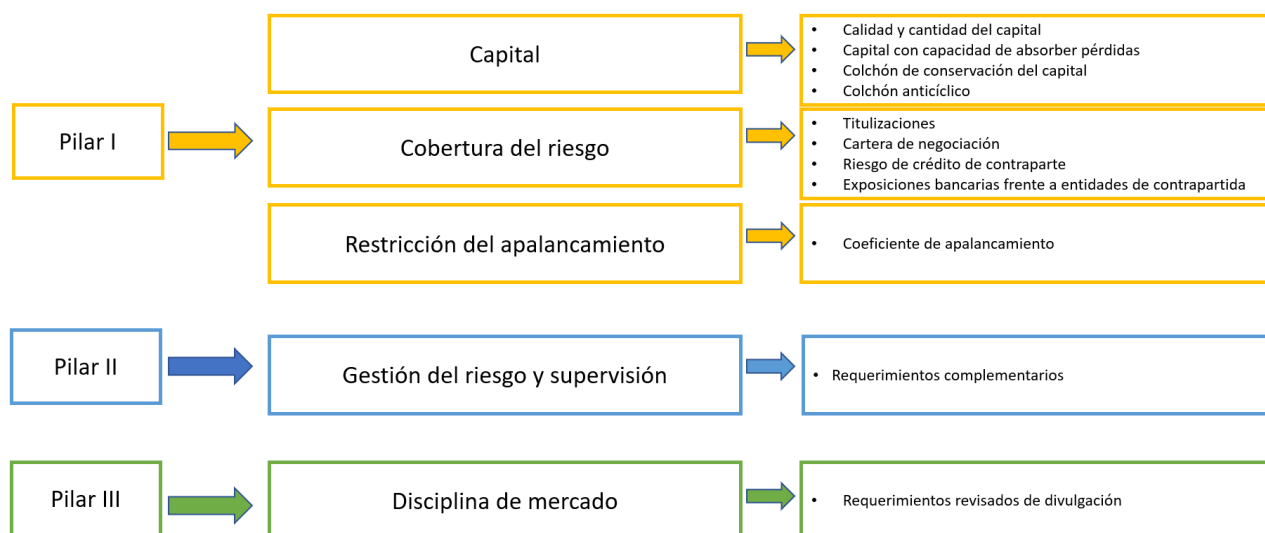
Incremento del nivel y la calidad del capital	<ul style="list-style-type: none"> Las instituciones financieras deben mantener mas capital y de mayor calidad ante situaciones de riesgo. Pasando el capital nivel 1 de 4% a 6%
Mejora de la cobertura del riesgo	<ul style="list-style-type: none"> Incremento notable en términos de requisitos de capital por riesgo de mercado y su calculo será en función de las tensiones en los mercado en los 12 últimos meses.
Limitación del apalancamiento bancario	<ul style="list-style-type: none"> Limitar el apalancamiento bancario buscando reducir el riesgo de una espiral de desapalancamiento en fases de deceleración económica
Mejora de la liquidez bancaria	<ul style="list-style-type: none"> Mejoras en el coeficiente de cobertura de liquidez impulsando a que las instituciones financieras mantengan activos líquidos suficientes para superar lapsos de tensión.
Limitación de la prociclicidad	<ul style="list-style-type: none"> Las instituciones financieras deben retener o conservar beneficios de capital durante lapsos de crecimiento, para soportar y disponer en periodos de alta tensión

Fuente: Elaboración propia, con base en; BCBS. Acuerdo de Basilea III

Basilea III surge como principal respuesta del comité de Basilea a la crisis financiera de 2008, toma como base los pilares planteados en el acuerdo de Basilea II, pero intentando abordar, replantear y superar las diferentes fallas y deficiencias del marco regulatorio anterior. Fender y Lewrick (2017) señalan que entre las deficiencias que debe suplir Basilea III se encuentran, insuficiencias de capital para afrontar riesgos, apalancamientos insostenibles y colchones de liquidez inadecuados.

En grandes rasgos el acuerdo de Basilea III está compuesto por tres grandes apartados, estos son: capital global de las instituciones financieras, entidades financieras de importancia sistémica (SIFI) y normas internacionales de liquidez y seguimiento supervisor. En los componentes de liquidez internacional y SIFI se presentan temas de suma importancia, como lo son: el coeficiente de cobertura de liquidez, coeficiente de financiación estable neta, períodos de seguimientos supervisor, absorción de pérdidas suplementarias, reducción del riesgo moral, entre otros. Pero los cimientos estructurales del acuerdo de Basilea III, se encuentran en el componente “capital global de las instituciones financieras” compuesto por los tres pilares planteados en Basilea II, pero rediseñados y presentados con diversas reformas en busca de fortalecimiento, respecto a los tres pilares González (2019) afirma que están concebidos bajo la premisa de aumento en los márgenes requeridos y control en términos de calidad en los activos, buscando asegurar que ante entornos de desequilibrios internos, pánico financiero, desconfianza en el sistema de pagos o crisis generalizada en la economía las instituciones financieras cuenten con mayor respaldo en capital propio.

Cuadro 3. Pilares Acuerdo de Basilea III



Fuente: Elaboración propia, con base en: BCBS. Acuerdo de Basilea III

El acuerdo de Basilea III establece realizar una división del capital de las instituciones en términos de mejora de calidad del capital, la división consiste en separar el capital de las

instituciones en dos niveles, el nivel 1 o también llamado capital básico y el nivel 2 o también conocido como capital adicional o complementario.

Siguiendo a Fender y Lewrick (2017) se señalan que la base fundamental del marco Basilea III es la mejora de los requerimientos de capital ponderados en función del riesgo. El pilar I y específicamente el marco de capital establecido en Basilea II se ve ampliamente reforzado y robustecido en Basilea III, con cambios o reformas de fondo en el capital de nivel I, aumentando los requerimientos mínimos de capital común. Ante los cambios establecidos las instituciones financieras deben:

- Cumplir con un requerimiento de capital ponderado en función del riesgo mínimo del 4.5% de capital ordinario, capital ponderado que en Basilea II era del 2,5%.
- Incrementar el 4% planteado en Basilea II y alcanzar el 6% del coeficiente de capital de Nivel 1.
- Mantener un colchón de conservación de capital adicional del 2.5% de los activos sujetos a riesgo.

Cuadro 4. Marco regulatorio de capital. De Basilea II a Basilea III

		Basilea II	Basilea III
Capital ordinario	Mínimo	2%	4,5%
	Colchón de conservación	-	2,5%
	Exigido	-	7%
Capital de Nivel 1	Mínimo	4%	6%
	Exigido	-	8,5%
Capital total	Mínimo	8%	8%
	Exigido	-	10,5%
Añadido macroprudencial	Colchón anticíclico	-	0-2,5%

Fuente: Elaboración propia, con base en: BCBS. Acuerdo de Basilea III

La aceptación e implementación en diversos países miembros del G-20 y del Grupo de Gobernadores de Bancos Centrales y jefes de Supervisión, de las disposiciones

previstas en Basilea III en términos de mejoras en requerimientos en el marco regulatorio de capital, están encaminadas en fortalecer y ampliar el perímetro regulatorio, además de contraer o hacerle frente a posibles acontecimientos o pérdidas no esperadas o extremas.

2.2.4.2 Normativa mercado de valores colombiano

La normativa y regulación financiera en Colombia contempla diferentes disposiciones aplicables. Desde la máxima y suprema ley que rige en el territorio nacional, la Constitución Política de 1991 (artículo 335), se establece que todas las actividades financieras, bursátiles, entre otras... son de interés público y solo podrán ser ejercidas con previa autorización del Estado. Rodríguez (2018) refiere que la palabra “Bursátil” en esta normatividad hace alusión a toda operación, servicio o cualquier otra actividad que ocurra al interior de una bolsa de valores. Mediante la sentencia C-021 de 1994 la Corte Constitucional colombiana haciendo alusión al ya mencionado artículo 335 de la constitución política estableció que, el Estado es el encargado de vigilar a los diferentes entes involucrados en el mercado financiero y conjuntamente tiene la facultad de intervenir de manera directa, siempre dentro de los parámetros establecidos por la ley.

Cuadro 5. Regulación y supervisión del Mercado de Valores colombiano.



Fuente: Elaboración propia, con base en BVC.

Siguiendo a la BVC (2020) se establece que la norma o ley más relevante e importante para el mercado de valores colombiano es la ley 964 de 2005, mediante esta ley se disponen las normas generales y se establecen los objetivos y criterios del Estado para

regular las actividades de manejo, uso, explotación e inversión de los recursos percibidos del público. Rodríguez (2018) señala que la asimilación o deducción que puede derivar del artículo cuarto de esta disposición entre la similitud o semejanza entre bolsa de valores y los sistemas de negociación de valores fue un error de redacción legislativa. Entre las principales ordenanzas establecidas en esta ley están:

- El Estado tiene la facultad de intervenir en las diferentes actividades teniendo como objetivos de intervención: proteger los derechos de los inversionistas, promover el desarrollo del mercado, prevenir o manejar el riesgo sistémico del mercado y preservar el buen funcionamiento en el mercado. Además de los objetivos planteados, la intervención debe contar con criterios de: promover el desarrollo y la democratización del mercado de valores, promover que la regulación y la supervisión del mercado de valores se ajuste a las innovaciones tecnológicas, fomentar el dinamismo (agilidad, flexibilidad y claridad) en las normas y procedimientos, entre otras.
- Se establecen como actividades del mercado de valores a: la administración, emisión, intermediación, depósito, liquidación, compensación y oferta de valores, la administración de fondos (valores, inversión, comunes ordinarios y comunes especiales), calificación de riesgos y demás actividades previstas en esta ley o que determine el Estado.
- El Estado tiene la facultad de intervenir en las diferentes actividades del mercado de valores, así como en todas las actividades señaladas en esta ley, la intervención se realizará mediante normas de carácter general con el fin de: Establecer las actividades que hacen parte del mercado de valores, determinar la regulación aplicable a los valores (derecho de contenido patrimonial o cualquier instrumento financiero), establecer la regulación aplicable a las instituciones sometidas a la supervisión, inspección y vigilancia permanentes de la superintendencia de valores, establecer los momentos en que las instituciones vigiladas bajo la superintendencia bancaria podrán realizar nuevas actividades de intermediación, definir y establecer criterios (volumen de operaciones, habitualidad, profesionalidad, entre otros), para determinar quienes tendrán la calidad de cliente inversionista y de inversionista profesional, fijar las normas

aplicables a la divulgación de información que se deba entregar a la superintendencia de valores, regular la emisión, suscripción y colocación de títulos de deuda pública, dictar normas relacionadas con el gobierno corporativo de las bolsas de valores, entre otras finalidades acordes y relacionadas con el correcto funcionamiento de las operaciones bursátiles.

- Respecto a la supervisión del sistema integral de información del mercado de valores, se establece que la superintendencia de valores tendrá las funciones de: Instruir (criterios técnicos y jurídicos) a las instituciones acerca de la manera como deben cumplirse las disposiciones que regulan su actividad en el mercado de valores, suspender (emisión, oferta, inscripción de un valor) ante temor fundado que pudiese causar daño a los inversionistas e imponer medidas cautelares.
- Se señala la conformación del sistema integral de información del mercado de valores, sistema usado por la superintendencia de valores para gestionar, supervisar, controlar y registrar la información de participantes del mercado, este sistema es un conjunto de recursos humanos, técnicos y de gestión.
- Se establece el sistema de compensaciones y liquidaciones de operaciones y depósito de valores, la regulación aplicable a este sistema deberá contener instrumentos para el manejo de riesgos. La administración de sistemas de compensaciones y liquidaciones será a cargo de las entidades constituidas para tal fin (cámara de riesgo central de contrapartes, bolsa de bienes, banco de la República, entre otras).
- Se establece que la facultad de prestación del servicio de compensación de contraparte es exclusiva de la cámara de riesgo central de contrapartes, conjuntamente se establece que la finalidad de este servicio es reducir o eliminar los riesgos de incumplimiento.
- Se definen las funciones de normatividad, supervisión y disciplina en el ámbito de la autorregulación del mercado de valores
- Se establecen los deberes y funcionamiento de las sociedades inscritas en el registro nacional de valores y emisoras (cantidad de acciones, proporción y forma, plazos de ofertas, precios, plazos de pagos, entre otras), se entiende como

sociedad inscrita las sociedades anónimas, que tengan acciones o bonos obligatoriamente convertibles en acciones.

Mediante la Ley 964 de 2005 la Bolsa de Valores de Colombia obtiene la responsabilidad de un conjunto de diferentes deberes para el correcto y sano funcionamiento del mercado Bursátil colombiano, Rodríguez (2018) refiere que dada la calidad de administradora del sistema de negociación la Bolsa de Valores de Colombia debe facilitar la negociación de valores por medio de un entorno acorde (mecanismos, procedimientos, servicios e infraestructura) para realizar las transacciones.

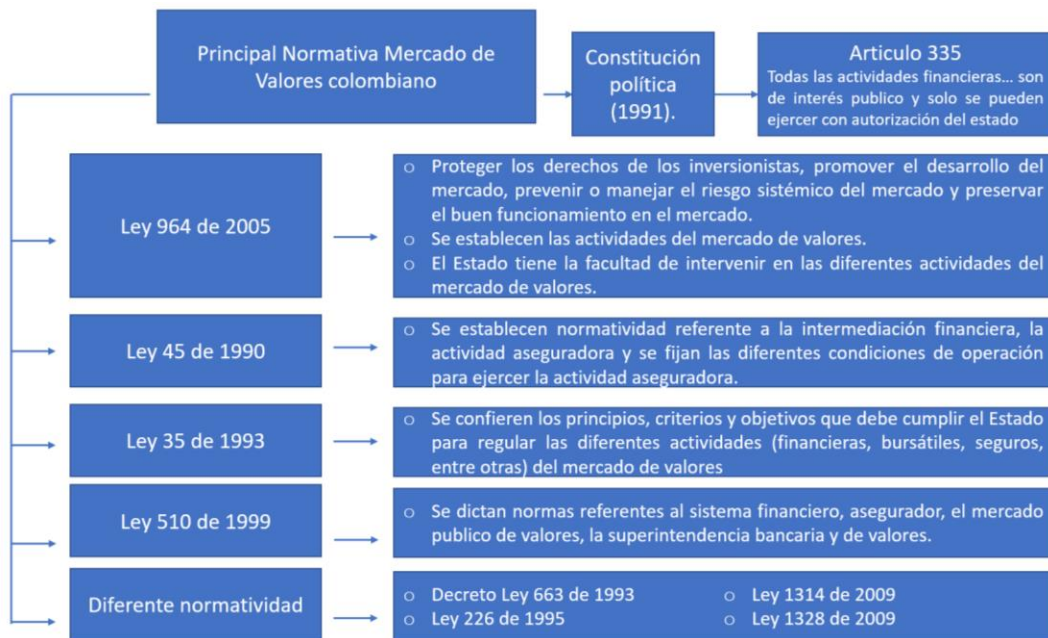
Adicionalmente con la Ley 964 de 2005 el marco regulatorio colombiano cuenta con diferentes disposiciones o normativa aplicable al mercado de valores, entre las principales siguiendo a la BVC (2020) se señalan.

- Decreto Ley 663 de 1993. Por medio de este decreto ley se establece el estatuto orgánico del sistema financiero, con la finalidad de sistematizar, estructurar, equilibrar, integrar y armonizar la normativa vigente aplicable al sistema financiero.
- Ley 795 de 2003. Mediante esta ley el Congreso de la República modificó algunas disposiciones del estatuto orgánico del sistema financiero
- Ley 510 de 1999. A través de esta ley se dictan normas referentes al sistema financiero, asegurador, el mercado público de valores, la superintendencia bancaria y de valores. Adicionalmente a las normas estipuladas se conceden facultades y se modifica el artículo 80 referente al régimen patrimonial “capitales mínimos de las instituciones financieras”.
- Ley 45 de 1990. Por medio de esta ley se establecen normas referentes a la intermediación financiera, consecuentemente se regula la actividad aseguradora y se fijan las diferentes condiciones de operación para ejercer la actividad aseguradora.
- Ley 35 de 1993. Mediante esta ley se confieren los principios, criterios y objetivos que debe cumplir el Estado para regular las diferentes actividades (financieras, bursátiles, seguros, entre otras) del mercado de valores.
- Ley 226 de 1995. A través de esta ley se desarrolla el artículo 60 de la Constitución Política respecto a la enajenación de la propiedad accionaria estatal. La finalidad

de esta ley es asegurar que la posesión accionaria estatal sea propiedad de la mayor parte de la población, sin que esto afecte o contribuya al deterioro patrimonial estatal.

- Ley 27 de 1990. Por medio de esta ley se establecen y dictan normas en relación a las operaciones en el mercado de valores, el mercado público de valores, los depósitos centralizados de valores y las acciones con dividendos preferenciales.
- Ley 1328 de 2009. Mediante esta ley el Congreso de la República estructura y establece reformas en normatividad financiera, de seguros y del mercado de valores.
- Ley 1314 de 2009. Por medio de esta ley se regulan la normativa de contabilidad e información financiera y de aseguramiento, además se señalan las autoridades competentes, el proceso de expedición y se establecen las instituciones correspondientes de vigilar su respectivo cumplimiento.
- Ley 1266 de 2008. Mediante esta ley se señalan las disposiciones generales del Habeas Data, de igual forma se regula el manejo (uso, tratamiento, aplicación y función) de la información suministrada en bases de datos personales.

Cuadro 6. Principal normativa Mercado de Valores colombiano.



Fuente: elaboración propia, con datos de BVC.

2.3 Administración del riesgo.

2.3.1 Proceso administración del riesgo.

La gestión o administración del riesgo es un tema que demanda gran importancia en el ámbito financiero, ya que este es quien tiene la tarea u objetivo de asegurarse que los instrumentos financieros tengan una exposición al riesgo aceptable y evitar que sufran pérdidas inaceptables. De Lara (2011) señala que además de este objetivo la gestión del riesgo debe asegurar el mejor desempeño de las inversiones, tomando en cuenta la relación riesgo rendimiento.

La constante evolución y sofisticación de los mercados conduce a que la gestión del riesgo debe prever monitoreos constantes evitando contrapiés ante cambios adversos o eventos inesperados repentinos. Población (2017) afirma que la creciente y alta dependencia de las actividades económicas respecto a la tecnología genera relevancia e importancia a las funciones de áreas de medición y gestión de riesgos, independientemente de su sector de actividad.

La gestión del riesgo está compuesta por un conjunto de distintos procedimientos, métodos, estrategias, políticas, procesos, acciones y mecanismos mediante los cuales se estima la identificación, medición, análisis, planificación, monitoreo y control de los diferentes riesgos. Alfonso y Berggrun (2015) señalan que identificar, medir y de ser posible predecir los riesgos financieros es la noción de establecer o diseñar un sistema eficiente de gestión del riesgo.

Figura 2. Fases de la administración del riesgo



Fuente: Elaboración propia, con base en Alfonso y Chaves (2013).

Cada fase del proceso mencionado en la figura 2, es considerada indispensable para lograr un correcto proceso de administración o gestión del riesgo, por ende, se detalla cada una de las fases de la siguiente forma:

- Identificación. Conocer e identificar los riesgos a los que se está expuesto de manera directa o indirecta según la naturaleza de la operación que se pretende llevar a cabo, asimismo como los posibles riesgos que se pueden incurrir ante cambios o variaciones en las condiciones o entorno de la operación.
- Medición. Estimar la posición de exposición de riesgo asumida, mediante mecanismos y metodología acordes a los objetivos planteados en todo el proceso de gestión del riesgo.
- Análisis. Examinar la información cuantificable referente y disponible al riesgo para optimizar la toma de decisiones. La información debe derivar de los datos

disponibles que deben ser transformados mediante modelos y herramientas cuantitativas.

- Planificación. Mediante la fase de planificación se transforma la información en acciones, decisiones y políticas de mitigación y control del riesgo.
- Monitoreo. La fase de monitoreo tiene como premisa el constante y continuo seguimiento de los indicadores de riesgo mediante las acciones y políticas de mitigación y manejo del riesgo establecidas como resultado de la fase anterior.
- Control. Supervisar, corregir y reestructurar desviaciones derivadas de fallas o deficiencias planteadas en las acciones, decisiones y políticas de mitigación, manejo y control del riesgo planteadas en las fases del proceso de gestión, con la finalidad de robustecer y transmutar el proceso de gestión del riesgo en un proceso anti-frágil.

Las fases del proceso de administración del riesgo deben estar acopladas con los objetivos de rentabilidad y mantenimiento de capital, conjuntamente la gestión de riesgos debe tener la capacidad (herramientas, políticas y mecanismos) de hacer frente ante situaciones de cambios desfavorables o adversos. Siguiendo a Tapiero (2013) se señala que se pretende consolidar en la gestión del riesgo diseños robustos, anti-frágiles, que permitan mitigar eventos adversos cuando ocurren y además que tengan la capacidad de crear oportunidades de estos.

Un manejo acorde en la gestión del riesgo conduce a posibilidades de consolidación y prevalencia en el mercado, conllevando a evitar o contraer la posibilidad de aparición de crisis financieros o riesgos extremos. La correcta implementación de administración o gestión del riesgo conlleva a la generación de cierta garantía o alta probabilidad de cumplimiento de objetivos en términos de rendimiento-riesgo. En este sentido y siguiendo a Tapiero (2013) la gestión del riesgo debe establecer controles, mecanismos de mitigación y límites de exposición que se suplan de herramientas, técnicas y políticas que contemplen:

- Definición y detección de riesgos.

- Gestión de datos y análisis de riesgos.
- Medición de riesgo.
- Diseño y optimización de riesgos.
- Límites de exposición de riesgos.
- Mecanismos de diversificación de riesgos.
- Evaluación de la exposición al riesgo.

El proceso de la administración o gestión del riesgo debe contener en sus diferentes etapas la premisa de equilibrio mediante estrategias de cobertura de la relación costo-beneficio derivada de la exposición al riesgo asumida en entornos de incertidumbre constante. Por su parte Población (2017), asegura que, para mantener el equilibrio, modificar el perfil de riesgo o evitar asumir riesgos que no se quieren aceptar, se asume un costo y se incurre en operación de transferencia de riesgos o políticas de cobertura, mediante el uso de algún tipo de instrumento financiero. Los costos incurridos y derivados de esta operación se categorizan en:

- Costos de intermediación, se derivan del cobro de la contraparte o agencia por la operación de transferencia de riesgo.
- Costos de contraparte, se generan ante la posibilidad latente de riesgo de contraparte, se minimizan o mitigan mediante cámaras de compensación o mecanismo de liquidación periódica.
- Costos de administración y control, se originan ante la necesidad de administrar, controlar y monitorear los instrumentos usados en la operación de transferencia de riesgo.

La aleatoriedad e incertidumbre en los mercados son factores considerados participes natural del riesgo, todas las operaciones y decisiones involucran riesgo y por ende un cierto grado de incertidumbre. El manejo y la medición de la incertidumbre es una herramienta fundamental en la gestión del riesgo, siguiendo a Malevergne y Sornette (2006) se puede clasificar en tres categorías las incertidumbres de mercado según su aversión creciente (mayor aversión a menor), aunque aclaran que pueden derivar o venir en diversas formas:

- Sucesos aleatorios o estocásticos de eventos cuantificados por probabilidades conocidas.
- Sucesos aleatorios o estocásticos de eventos con probabilidades poco cuantificadas, nulas o desconocidas.
- Eventos aleatorios denominados "inesperados, imposibles o impensables" hasta su ocurrencia.

2.3.2 Mercados financieros.

Los mercados son ambientes o entornos donde oferentes y demandantes de activos o productos financieros se reúnen para generar el intercambio, con la finalidad de obtener una ganancia o beneficio a futuro con el mismo. Siguiendo a Martín (2011) se señala que la multiplicidad de activos o instrumentos existentes generan la existencia de variedad de mercados financieros. La interacción entre oferentes y demandantes de activos o productos financieros puede presentarse tanto en espacios físicos como virtuales, por tanto, los mercados no sólo se limitan a entorno geográfico.

Aunque los mercados financieros cuenten o no con un punto geográfico disponen de un marco de negociación entre oferentes y demandantes establecido para facilitar los intercambios. Ruiz y Sust (2013) afirman que mediante el marco de negociación se regulan y formalizan las operaciones en los mercados financieros al establecer o determinar precios y condiciones de contratación entre oferentes y demandantes.

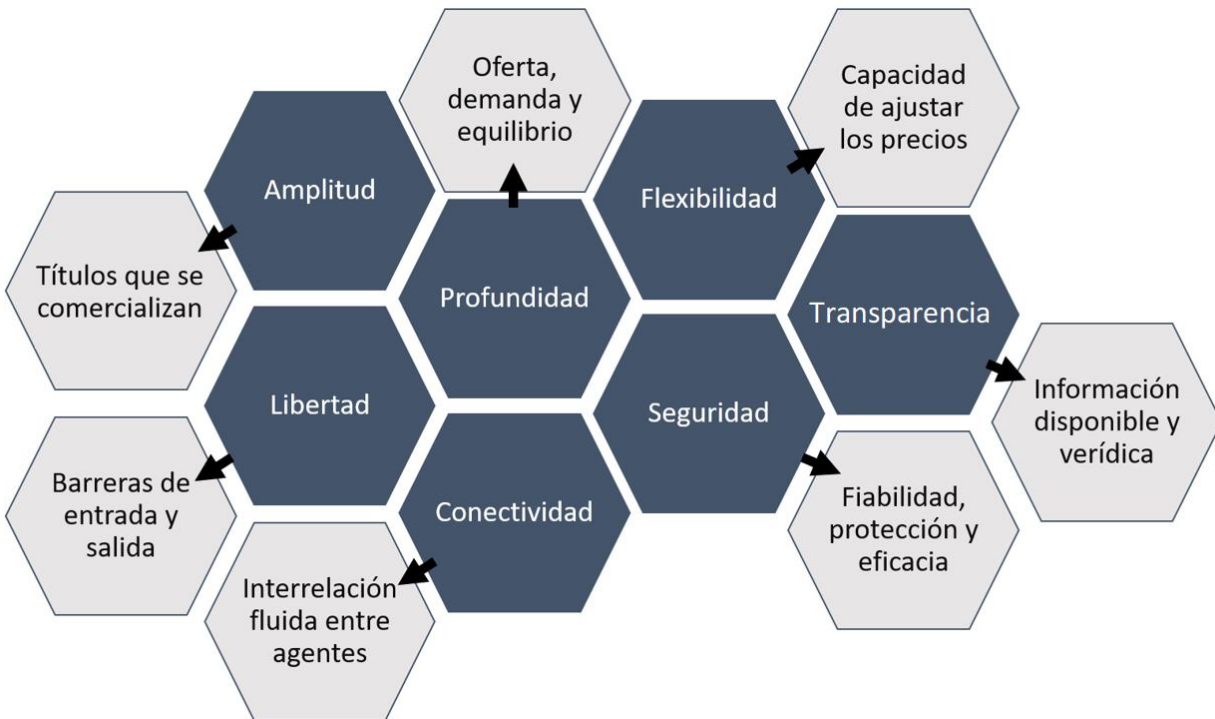
Siguiendo a Martín (2011) y a Ruiz y Sust (2013) se puede estimar que las características generales de los mercados financieros que se deben tener para suplir con eficiencia la canalización de recursos son:

- Amplitud. En los mercados el ancho o amplio se define según la cantidad de activos o instrumentos que se negocian. Entre más participantes y activos o instrumentos financieros interactúen el mercado se determina con mayor amplitud. Esta característica genera estabilidad en los precios de negociación de los mercados financieros.
- Profundidad. La profundidad de los mercados financieros está definida según el volumen o cantidad de negociación de órdenes de activos (oferta y demanda).

Ante mayor profundidad de mercado, mayor son las posibilidades de estabilidad de cruce de precios. En presencia de fluctuaciones o dispersiones fuertes en los precios se da el surgimiento de desequilibrios temporales, estos desequilibrios e imperfecciones de mercado tiende a corregirse rápidamente si el mercado cuenta con profundidad de mercado suficientemente.

- **Conectividad.** Esta característica de los mercados financieros está enfocada en la fluida interacción y contacto entre los diferentes participantes de los mercados. La comunicación y contacto entre los agentes que intervienen en el mercado se correlaciona directamente con la capacidad de generación de nuevas órdenes de compra y venta en los mercados, esta correlación directa genera estabilidad y simetría en los precios de negociación.
- **Seguridad.** Los mercados financieros cuentan con entes o instituciones regulatorias que tienen entre sus funciones velar por la protección al inversor y la eficiencia de las transacciones.
- **Libertad.** Esta característica de los mercados hace alusión a la no existencia de barreras de entrada y salida de los mercados, los agentes de mercado tienen libertad en negociar las condiciones de las operaciones que desean realizar (cantidades y plazos deseados), y los mercados financieros deben velar por una correcta formación de precios.
- **Flexibilidad.** Se afirma que un mercado financiero es flexible según la capacidad de ajustar los precios que presente ante el surgimiento de fluctuaciones o desviaciones abruptas de precios. El surgimiento veloz y constante de nuevas órdenes de compra y venta reequilibran el mercado.
- **Transparencia.** Los mercados financieros deben brindar la posibilidad real de información disponible, verídica y transparente entre los diferentes agentes económicos. La ausencia de esta característica genera información asimétrica en los mercados, provocando o creando un sesgo para una de las partes, conllevando a desigualdades y rompiendo el equilibrio del mercado. La información asimétrica es negativa para las operaciones financieras, puesto que conlleva a ventajas poco éticas para una de las partes y sesgos para la otra.

Figura 3. Características de los mercados financieros



Fuente: Elaboración propia, con base en Martín (2011) y a Ruiz y Sust (2013).

Los mercados financieros facilitan el flujo de fondos para inversión y financiamiento entre los diferentes agentes económicos (corporaciones, gobiernos e individuos). Siguiendo a Levinson (2006) y Darškuvienė (2010) se sostiene que entre las principales funciones que suplen estos espacios físicos o virtuales de intercambio de activos o instrumentos financieros están:

- Descubrimiento, fijación y ajuste de precios. Los mercados financieros contribuyen a determinar valores relativos de los diferentes activos o instrumentos negociados, basando la determinación en los valores que los agentes económicos están dispuestos a comprar y vender.
- Liquidez. Mediante esta función los agentes tienen la oportunidad de fácil acceso para vender y comprar instrumentos financieros de forma rápida y a precios justos determinados por la oferta y la demanda. Sin esta función de mercado los agentes se verían en la obligación de mantener instrumentos financieros sin la facilidad de transformarlos en activos líquidos.

- Conexión o Interacción fluida. La interacción entre los diferentes agentes de mercado (corporaciones, gobiernos e individuos) es esencial para dar fluidez y amplitud a posibilidades de inversión y financiamiento.
- Arbitraje. Ante falta de paridad en precios de activos o instrumentos financieros (principalmente en materias primas y divisas) aparecen las posibilidades de arbitraje, a medida que los intermediarios del mercado buscan beneficiarse de estas oportunidades los precios en los mercados financieros se ajustan o uniforman, haciendo o causando eficiencia en el mercado.
- Gestión de riesgo. Los mercados financieros contribuyen en gran medida a la mitigación de riesgos mediante instrumentos (futuros, opciones y otros derivados) que pueden tomarse como cobertura, por tanto, se puede afirmar que mediante la adquisición de estos instrumentos financieros se puede fijar un precio al riesgo que se desea cubrir.
- Reducción de plazos y costos de transferencia. Los mercados financieros suplen la necesidad de conectividad y acortamiento de plazos y costos, generando que los agentes se vean en la obligación de mantener costos de transacción bajos y tiempos eficientes para poder ser competitivos y poderse mantener en el mercado.

Un recurso que entre sus características posea valor económico y del cual se espere que proporcione beneficios futuros se clasifica con un activo financiero. Siguiendo a Darškuvienė, (2010) se afirma que los activos se dividen en dos categorías, tangibles con propiedad e intangibles.

Siguiendo a Acosta (2004) se puede inferir que un activo o instrumento financiero es todo aquel efectivo, valor, cartera, bien, título de crédito o cualquier otro título con el derecho para recibir efectivo o valores en propiedad.

Los activos o instrumentos financieros son activos intangibles que representan un derecho legal referente a algunos beneficios futuros. Darškuvienė (2010) refiere que indeterminadamente toda transacción relacionada con un instrumento financiero contempla como mínimo dos partes, la primera denominada parte emisora, que ha acordado realizar pagos futuros y la segunda denominada parte inversora, que es la

parte propietaria del instrumento financiero y por ende tiene derecho a recibir dichos pagos futuros que ha acordado la parte emisora.

Los instrumentos financieros son el bien que se constituye como elemento material de intercambio en los sistemas financieros, siguiendo a Ruiz y Sust (2013) se afirma que las principales características que contemplan estos activos o instrumentos y que se pueden dar en diversos grados según sea su naturaleza y posición en operación son la liquidez, el riesgo y la rentabilidad.

Los activos o instrumentos financieros proporcionan o suplen funciones determinantes en los mercados, puesto que permiten la redistribución del riesgo inevitable o ineludible, además de que posibilitan la transferencia de fondos de agentes económicos que tienen fondos excedentes para invertir a quienes necesitan fondos, es decir permite la redistribución de riesgos y de recursos. Darškuvienė (2010) sostiene que estas dos funciones deben ser consideradas claves para la economía puesto que contemplan dos sustentos esenciales para el funcionamiento eficiente y eficaz de los mercados financieros.

La diversidad de activos o instrumentos financieros que se intercambian en los mercados dan lugar a que existan diferentes formas de clasificación de los mismos, según Ruiz y Sust (2013) las formas más destacadas de clasificarlos son: según su grado de liquidez, según su plazo de vencimiento, según la naturaleza emisora, según su forma de negociación, según se materialicen, entre otras clasificaciones.

Figura 4. Clasificación de activos financieros.



Fuente: Elaboración propia, con base en Ruiz y Sust (2013).

Por su parte Martín (2011) refiere que los activos financieros suelen denominarse instrumentos o valores y pueden ser de diferentes clases según su naturaleza, lo que conduce a que existan múltiples mercados especializados.

2.3.2.1 Clasificación de los mercados financieros.

Los mercados pueden o permiten clasificarse de múltiples formas sin que estas se excluyan entre sí, los criterios de clasificación varían según la finalidad u objeto.

En la figura 5 se pretenden agrupar diferentes categorías de clasificación por tipo de activos que se intercambian, por su organización, por el momento de negociación, por su alcance, por su rendimiento, por su localización, por su plazo, y por otros criterios de clasificación.

Figura 5. Clasificación de los mercados financieros.



Fuente: Elaboración propia, con base en Diez y Medrano (2007), Darškuvienė, (2010), Martín (2011), Y Ruiz y Sust (2013)

- Por el tipo de activos que se intercambian: Los mercados financieros se pueden dividir o clasificar según el tipo de activos que se intercambian. Es decir, y como

ejemplo de esta clasificación, los mercados de dinero, también conocidos como mercados de deuda o renta fija, mercados especializados en títulos de crédito, activos a corto plazo.

- Por su organización. La estructura de los mercados determina si son mercados organizados o mercados no organizados (OTC), los mercados que contemplan, funcionen y rijan a todos sus participantes bajo un conjunto de normas se denominan mercados organizados. Por otra parte, los mercados no regulados son mercados que no siguen ninguna normatividad preestablecida, sino que se rigen bajo los acuerdos pactados entre las partes. Los mercados no regulados se caracterizan por negociar productos financieros personalizados o a la medida.
- Por el momento de negociación: Según la fase o momento de negociación del activo financiero se puede etiquetar si hace parte del mercado primario o del mercado secundario. Si el activo financiero es de nueva creación y por tanto es su primera negociación hace parte del mercado primario, este mercado se caracteriza por ser fuente de financiamiento directa, es decir sólo se negocian activos en el momento de emisión. Por otra parte, los activos financieros ya existentes se intercambian en mercados secundarios, este tipo de mercados se caracterizan por intercambio de activos por medio de su compraventa. Por tanto, en los mercados se negocian los activos financieros después de su colocación inicial.
- Por su alcance: según sea el ámbito de aplicación y conexión los mercados se clasifican en mercados nacionales y mercados internacionales. Los nacionales hacen referencia al mercado doméstico, es decir, de un país concreto. En contraposición los mercados internacionales son espacios donde se intercambian productos financieros mediante transacciones desde diferentes países del mundo, estos se suelen clasificar en tres grandes grupos que se interrelacionan entre sí: divisas, capitales y derivados.
- Por su rendimiento: los mercados se pueden dividir o clasificar según la relación directa de riesgo-rendimiento que está asociada al activo financiero a intercambiar. La clasificación en este apartado está compuesta por: rendimiento bajo o moderado, rendimiento medio y rendimiento alto o de riesgo elevado.

- Por su plazo. Los mercados se pueden clasificar según sea su horizonte de tiempo de inversión, el cual está estimado según el tiempo esperado para obtener el rendimiento esperado del activo financiero. Los tres grandes apartados o divisiones de los mercados derivados del plazo de negociación son: corto plazo (inferior a un año), mediano plazo (superior a un año, pero inferior a tres años) y largo plazo (mayor a tres años).
- Otros criterios de clasificación. En otros apartados o criterios de clasificación de los mercados se encuentran: localización, tecnología, tiempo de negociación, grado de intervención, entre otros. Referente a la localización los mercados se dividen y clasifican en mercados con una ubicación física, en otros términos, reunir a todos los agentes del mercado en un mismo lugar físico, y mercados sin ubicación física, es decir, mercados virtuales o electrónicos.

2.3.2.2 Mercado de deuda.

El mercado de deuda tiene como propósito general facilitar la transferencia e intercambio de fondos en el corto plazo entre los agentes financieros con excesos de capital o fondos a aquellos participantes carentes de fondos o urgidos con suplir obligaciones en el corto plazo. Levinson (2006) refiere que el mercado de deuda contribuye en gran medida a solventar problemas de liquidez a una red de diversas empresas, instituciones financieras, inversores, gobiernos y demás participantes o agentes financieros.

De acuerdo con Darškuvienė (2010) los mercados de deuda permiten a los agentes financieros a realizar funciones de recaudo de fondos, gestión de efectivo, gestión de riesgo, financiamiento de posiciones y facilitar el acceso a información de precios. Los diferentes participantes o agentes en el mercado de deuda pueden realizar operación de emisión, colocación, distribución, intercambio e intermediación de los instrumentos financieros. Entre los principales instrumentos de deuda que se intercambian en el mercado de deuda independientemente si son mercados primarios o secundarios se encuentran: Emisiones de deuda, obligaciones o bonos.

Ruiz y Sust (2013) destacan que existen múltiples funciones que suple el mercado de deuda en la economía y a su vez un cuantioso número de agentes económicos que

intercambia instrumentos financieros de corto plazo en el mercado de deuda, pero recalcan que los principales participantes y que además contemplan gran participación en el mercado de deuda son los bancos, las administraciones públicas y los fondos o cajas de ahorro. Complementariamente a las funciones antes mencionadas los mercados de deuda contribuyen en gran medida a dar base de inversión institucional, determinar tipos de interés referentes al sistema financiero y a dar profundidad a la economía en términos de instrumentos de transmisión de política monetaria.

Figura 6. Clasificación instrumentos financieros de deuda.



Fuente: Elaboración propia, con base en Vanegas, Torres y Tinoco (2010) y Ruiz y Sust (2013)

Referente a los diferentes instrumentos de deuda el bono es el activo que más se destaca, un bono se define como una promesa de pago a futuro entre dos partes, donde una parte (emisor) se compromete a pagar flujos de efectivo durante un lapso de tiempo a la contraparte, (tenedor) que es la parte que adquiere el derecho de la promesa de pago. Teniendo en cuenta a Vanegas, Torres y Tinoco (2010) se hace referencia que los bonos que se intercambian con mayor frecuencia en los mercados de deuda son: bonos de tasa fija, bonos de tasa flotante y bonos cupón cero.

Siguiendo a Ruiz y Sust (2013) se puede determinar que entre las principales características de los mercados de deuda se encuentran:

- Los agentes económicos participantes del mercado de deuda suelen ser entidades financieras especializadas y con altos recursos.

- Los instrumentos financieros se intercambian en lapsos cortos de tiempo, generando que su liquidez sea alta.
- Los instrumentos financieros que se intercambian son de bajo riesgo, derivado de garantías y alta solvencia por parte de instituciones que emiten deuda.
- Los intercambios pueden realizarse de manera directa o mediante un intermediario financiero.
- La sensibilidad de precios de deuda gubernamental fluctúa según la situación política, social y económica del país emisor.

2.3.2.3. Mercado de divisas.

El mercado de divisas se constituye como todo espacio físico o virtual donde concurren oferentes y demandas de intercambio de monedas de diferentes países. El valor de una moneda se establece o pacta comparándola con un tipo cambiario externo, con base en Levinson (2006) se hace referencia de que el mercado de divisas funge la función de mercado base para todos los demás mercados, puesto que influye directamente en las condiciones económicas de cada país, determinando flujos de inversión y afectando tasas de interés e inflación. Asimismo, determinar los valores relativos de diferentes monedas es una función clave y primordial de los mercados financieros

Los diferentes agentes económicos participantes del mercado de divisas suelen comunicarse de manera remota, es decir su presencia e intercambio físico es casi nulo, el BIS sostiene que más del 90% de este mercado se desarrolla de forma virtual a partir del periodo 2010, con una constante desaceleración en términos de intercambios físicos. Por tanto, los mercados financieros no se atribuyen a un espacio físico en específico, los intercambios son realizados en diversos lugares, donde se cumpla la condición de que existan oferentes y demandantes de divisas por moneda local. Siguiendo a Morales (2013) se establece que entre los diferentes agentes económicos participantes del mercado de divisas se encuentran: Agentes económicos al menudeo, agentes económicos al mayoreo (empresas y personas con gran volumen de operaciones), bancos comerciales, casas de cambio, bancos centrales, corredores de cambios y tesorerías.

El mercado de divisas contribuye en gran medida a facilitar intercambios de moneda necesarios para liquidar operaciones de cualquier índole entre un país con el exterior. El mercado cambiario por su flexibilidad y alta descentralización es un mercado financiero que nunca cierra, gran parte de las operaciones de intercambio de divisas son realizadas de manera electrónica. Por su parte Morales (2013) refiere al respecto que el mercado de divisas es el más grande del mundo.

Las operaciones de intercambio realizadas en el mercado de divisas traen consigo riesgos implícitos tanto para oferentes como demandantes, riesgo de diferentes índoles: de tasa de interés, de moneda, de liquidez, de valuación, de reputación entre otros. De acuerdo con Morales (2013) los riesgos inherentes en el mercado de divisas se pueden clasificar en: Riesgo de mercado, de crédito, tecnológicos, legales y otros.

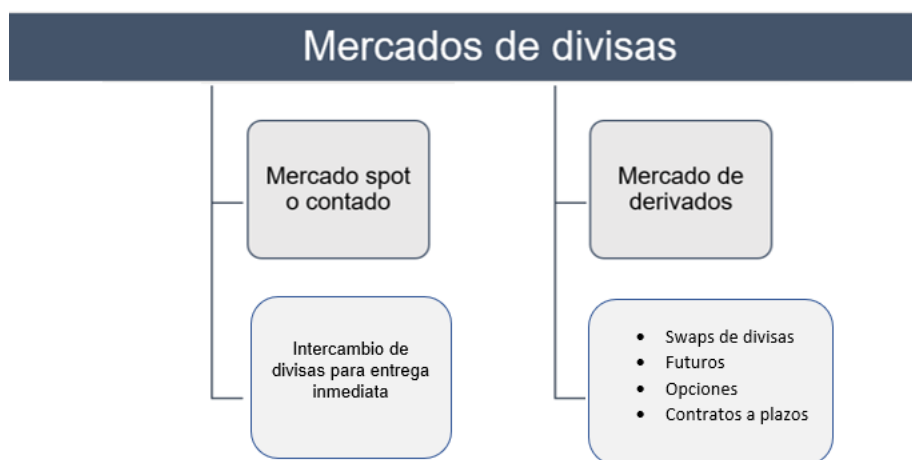
Figura 7. Riesgos derivados de operación con divisas.



Fuente: Elaboración propia, con base en Morales (2013).

Referente a la clasificación del mercado de divisas se puede subdividir en dos grandes apartados o mercados, respecto, Levinson (2006) refiere que, aunque estos mercados funcionan por separado están estrechamente vinculados. Mercado spot o contado y mercado de derivados (futuros, opciones swaps).

Figura 8. Clasificación mercados participantes en el mercado de divisas.



Fuente: Elaboración propia, con base en Levinson (2006)

2.3.2.4 Mercado de derivados.

El mercado de derivados se ha beneficiado, desarrollado y consolidado en gran medida gracias a aportes en innovaciones financieras, además de aceleración en términos de globalización y alta volatilidad en factores económicos fundamentales, tales como tipos de cambio e inflación. Los derivados en su esencia se pueden definir como instrumentos financieros o contratos privados en que el valor del mismo depende de un activo subyacente más básico, como una tasa, una acción, una divisa, una materia prima, un bono, un “comoditys” o cualquier otro producto financiero básico. Vanegas, Torres y Tinoco (2010) afirman que un producto derivado abarca desde componentes estructurales simples, hasta productos complejos.

Por su parte Díaz y Aguilera (2013) señalan que existen dos grandes apartados de clasificación de los productos derivados en función del activo subyacente preestablecido en el contrato, se considera derivado y derivado no financiero. Si el contrato está respaldado por un subyacente de índole financiero (tasa de interés, divisa, inflación, índice bursátil, etc.), se clasifica como un producto derivado financiero. En cambio, si el activo subyacente es un comoditys o un bien básico (oro, plata, petróleo, metales, etc.) el derivado es catalogado como no financiero.

Siguiendo a Grandio, López y López (2008) se puede sostener que los diversos productos financieros que se intercambian en los mercados de derivados se negocian en dos tipos de mercados: mercados organizados y mercados no organizados (OTC). Respecto a los contratos hechos a la medida o contratos no estandarizados, con premisas de condiciones adaptables, acuerdos flexibles y sin marco normativo o regulatorio de respaldo, son negociados en mercados no organizados, por otra parte, los contratos de instrumentos financieros derivados estandarizados y con un marco normativo de respaldo son negociados mediante un mercado organizado. No obstante, un obstáculo de los mercados no organizados o extrabursátiles es que traen consigo riesgo inherente de contraparte, es decir el riesgo de no cumplimiento del contrato al momento de vencimiento, en contrapartida de este riesgo, los mercados organizados cuentan con cámaras de compensación que mitigan la existencia del riesgo de contraparte o incumplimiento de alguna de las partes.

Desde la posición de Vanegas, Torres y Tinoco (2010) se pueden establecer como objetivos que suplen los instrumentos financieros que se intercambian en el mercado organizado de derivados: dar seguridad a los agentes económicos, mitigar riesgos de contraparte, estandarizar contratos, establecer coberturas en situaciones de riesgo, proporcionar alternativas de inversión, brindar liquidez y realizar operaciones de arbitraje.

El uso excesivo e inadecuado de instrumentos derivados puede llevar a riesgos insostenibles y pérdidas considerables, conjuntamente a los riesgos inherentes de los mercados no organizados o extrabursátiles (riesgo de contrapartida), en el mercado de derivados confabulan otros diversos riesgos financieros que se pueden convertir en pérdidas exorbitantes sobre todo en lo que se refiere a objetivos especulativos. Por tanto, es necesario que los diferentes agentes económicos deban tener plena conciencia del tipo y grado de riesgos que se asumen en las operaciones con instrumentos derivados. Vanegas, Torres y Tinoco (2010) refieren al respecto que en el ecosistema de agentes económicos del mercado de derivados confluyen tres tipos de objetivos inversionistas: cobertura, especulación y oportunidad o arbitraje.

Figura 9. Instrumentos del mercado de derivados.



Fuente: Elaboración propia, con base en Roman (2020)

Respecto a los productos financieros derivados Darškuvienė (2010) sostiene que el capital invertido en estos es menor que el precio del activo subyacente, generando o creando apalancamiento y permitiendo a los agentes económicos multiplicar la tasa de rendimiento del subyacente

Figura 10. Instrumentos del mercado de derivados.



Fuente: Elaboración propia, con base en Vanegas, Torres y Tinoco (2010)

Respecto a la negociación de instrumentos derivados, Gómez (2010) señala que en los mercados organizados se negocian productos derivados de futuros y de opciones, y en los mercados no organizados (OTC) o mercados extrabursátiles se negocian: Forwards o contratos a plazos, opciones y swaps. Por su parte, Grandio, López y López (2008) señalan que la negociación de productos derivados contribuyen en gran medida a dotar de mayor eficiencia a los mercados, puesto que mediante estas negociaciones se transmiten y distribuyen los riesgos financieros entre los diferentes agentes económicos. Siguiendo a Saavedra (2019) se menciona como ejemplo del fenómeno adverso que pueden generar el uso inadecuado de productos derivados el caso de Controladora Comercial Mexicana, en el cual, el uso especulativo de productos derivados acompañado del desvío del objetivo principal de su negocio (*retail*) condujeron a una sobreexposición de riesgo, sobreendeudamiento y finalmente reestructuración financiera.

Los productos derivados bajo objetivos y expectativas especulativas pueden representar para los agentes económicos una excelente oportunidad de altos rendimientos, pero a la vez una fuente indefinida de riesgos. No obstante, el adecuado uso de productos derivados, es decir, bajo objetivos de cobertura conduce a considerar a los productos derivados herramientas esenciales e indispensables para la administración, mitigación y

control de riesgos financieros. Vanegas, Torres y Tinoco (2010) refieren que los productos derivados proveen un método efectivo y asequible para controlar y administrar las posiciones de riesgo inmersas en las operaciones financieras (fluctuaciones adversas).

2.3.2.5. Mercado de capitales.

El mercado de capitales o de renta variable se define y hace referencia al mercado donde se intercambian instrumentos de capital con la finalidad de lograr una eficaz asignación de recursos financieros, De acuerdo con Levinson (2006), los mercados de capitales reúnen a los agentes económicos con capacidades monetarias suficientes para invertir, con agentes económicos con la capacidad productiva de dar uso a dicha inversión,

El mercado de capitales conjuntamente con el propósito de asignación eficaz de recursos a los agentes económicos emisores de instrumentos de capital, es un mercado categorizado por inversiones de mediano y largo plazo. De acuerdo con Levinson (2006) se hace referencia que el capital es sinónimo de propiedad, por lo tanto, las acciones son fragmentos que representan la propiedad parcial de una empresa comercial.

Los instrumentos del mercado de capitales son negociados e intercambiados de forma virtual, dando esta característica en gran medida seguridad y eficiencia en los intercambios del mercado, estos intercambios se realizan mediante registros electrónicos realizados en mercados centralizados de valores. Referente al intercambio en el mercado de capitales Darškuvienė (2010), refiere que los instrumentos de renta variable pueden negociarse de forma pública y privada, además afirma que el propósito de los instrumentos de capital emitidos en el mercado primario es recaudar fondos de forma directa, es decir, convertir los instrumentos de renta variable en nuevas fuentes de financiamiento empresarial.

Siguiendo a Levinson (2006), Darškuvienė (2010) y Gómez (2010) se puede añadir que entre las principales características que se destacan de los instrumentos de renta variable y del mercado de capitales están:

- Los instrumentos de renta variable suelen ser Inversiones de alto rendimiento en términos de mediano y largo plazo.
- En emisión primaria los instrumentos de renta variable son mecanismos de financiación y canalización directa de recursos.
- El mercado de capitales representa un comportamiento cíclico, es decir, presenta movimientos alcistas y períodos a la baja.
- El mercado de capitales presenta una correlación directa con la actividad económica, en otras palabras, con las tendencias de desarrollo y crecimiento.
- Fácil intercambio de propietarios accionarios.
- Los instrumentos de renta variable ofrecen un alto grado de liquidez.

Desde el punto de vista de Vanegas, Torres y Tinoco (2010), se indica que la diferenciación entre financiamiento mediante un instrumento de renta variable y un título de deuda, es que el primer tipo de financiamiento implica propiedad sobre activos de la empresa, mientras que el segundo mecanismo de financiamiento permite solamente convertirse en un acreedor de la misma. No obstante, para el inversionista la acción representa propiedad proporcional empresarial, pero esta viene acompañada de un mayor riesgo de pérdida ante adversidades, en comparación de ser solamente un acreedor.

Referente a los rendimientos que se pueden obtener en el mercado de capitales, estos están correlacionados directamente con dos fuentes principales: la primera fuente, los dividendos, esta fuente hace referencia a la participación correspondiente ante posibles utilidades empresariales. Por su parte, la segunda fuente, ganancia de capital, puede derivar del diferencial entre el precio de compra y venta del instrumento financiero. Además, Díaz y Aguilera (2013) sostienen que los instrumentos de renta variable ofrecen y atienden en los inversionistas objetivos de: Generación de flujo de efectivo, protección contra pérdida inflacionaria y ganancias de capital.

Figura 11. Objetivos inversionistas en el mercado de capitales.



Fuente: Elaboración propia, con base en Díaz y Aguilera (2013).

La clasificación de los diferentes tipos de acciones que se encuentran en circulación en el mercado de capitales se determina y se correlaciona directamente con los derechos y obligaciones que posea la acción. En palabras de Vanegas, Torres y Tinoco (2010) se señala que entre los tipos de acciones más comunes en el mercado de renta variable se encuentran: Acciones comunes, acciones preferentes, acciones de voto limitado, acciones convertibles y acciones de industria.

Figura 12. Tipología de acciones.



Fuente: Elaboración propia, con base en Vanegas, Torres y Tinoco (2010).

Con base en, Díaz y Aguilera (2013), se afirma que el principal riesgo que se corre en operaciones del mercado de renta variables es encaminado al mínimo crecimiento del capital o que no exista crecimiento o incluso en el peor escenario que exista pérdida de valor del capital invertido.

2.2.3. Medidas de riesgo.

2.2.3.1. Estadísticos.

La representación de una distribución de probabilidad es usualmente bajo tablas, fórmulas o gráficas donde estas son una descripción que da la probabilidad para cada valor de las variables aleatorias. Conjuntamente se puede definir a una variable aleatoria en términos y características numérico estadístico como una cantidad o cuantía que contempla un valor numérico, determinado aleatoriamente. Siguiendo con conceptos básicos estadísticos y en palabras de, Triola (2018), se define como una variable aleatoria discreta, a las variables que tienen una correlación de valores finitos o contables. Por el contrario, a las variables que contemplan una cantidad infinita de datos y la correlación de valores no es contable se define como una variable aleatoria continua.

Varianza.

La varianza es la medida cuadrada de la dispersión, en términos estadísticos la varianza de un conjunto de datos se describe como una medida de variación igual al cuadrado de la desviación estándar, tanto en términos muestrales como poblacionales. De acuerdo con, Triola (2018) la varianza se define mediante:

$$\sigma^2 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2 \quad (20)$$

En términos numéricos los resultados que puede arrojar la varianza pueden ser grande o pequeño, al respecto Pliego y Maya (2004) señalan que, si la varianza encontrada da un resultado considerado pequeño, este se da porque las desviaciones de la varianza respecto a su media son pequeñas, por tanto, la dispersión es pequeña y la media es

representativa del conjunto de datos. En contra posición, si el resultado encontrado da un resultado grande, la dispersión será grande y la media de la variable no será representativa.

Covarianza.

La covarianza es una medida de regresión lineal que determina la relación entre variables, por tanto, la covarianza tiene la propiedad de medir la relación lineal entre dos variables, es decir, determina el movimiento conjunto de variables. Siguiendo a Salinas, et al. (2010) la covarianza de variables (ab) se puede estimar mediante la siguiente expresión matemática:

$$COV_{(R_a)(R_b)} = \sum_{i=1}^n P_i (R_{ia} - \mu_{ia})(R_{ib} - \mu_{ib}) \quad (21)$$

Los posibles resultados que se pueden obtener de la covarianza de variables (ab) son:

- $COV_{(ab)} > 0$ relación lineal positiva.
- $COV_{(ab)} = 0$ no existe relación lineal.
- $COV_{(ab)} < 0$ relación lineal inversa.

Correlación.

De Lara (2011) refiere que la correlación suele usarse en términos estadísticos para determinar o medir el grado de movimiento conjunto entre dos variables y se determina mediante la siguiente expresión matemática:

$$COV_{(R_i R_j)} = P_{ij} = \frac{COV(R_i, R_j)}{\sigma_i \sigma_j} \quad (22)$$

Donde:

P_{ij} = correlación entre variables

$COV(R_i, R_j)$ = covarianza entre los activos

σ_i = volatilidad de la variable i

σ_j = volatilidad de la variable j

Coefficiente de correlación de Pearson.

El coeficiente de correlación es la metodología denominada tradicional para evaluar la relación entre dos variables aleatorias, puesto que este coeficiente mide la fuerza y dirección de la relación lineal existente o no entre las variables. Entre tanto, Bucio (2012) refiere que, el coeficiente de correlación de Pearson para dos variables aleatorias x Y y con varianzas diferentes de cero y finitas se define mediante:

$$p(xy) = \frac{Cov(x, y)}{\sqrt{Var(x)}\sqrt{Var(y)}} = \frac{COV(x, y)}{SD(x)SD(y)} \quad (23)$$

De igual manera, Bucio (2012) señala que el cálculo del coeficiente de Pearson se realiza mediante el coeficiente de la covarianza y el producto de las desviaciones estándar de ambas variables.

Desviación estándar

La desviación estándar es un dato estadístico que se determina a partir de datos muestrales, es una medida estadística que determina cuánto se desvían las variables de datos de la media, esta medida puede ser determinada desde datos muestrales o datos poblacionales. La desviación estándar de una muestra de datos es un dato estadístico expresado por s . Por otra parte, la desviación estándar de una población es un parámetro que se expresa por σ . Siguiendo a Triola (2018) se sostiene que, la desviación estándar muestral y poblacional se denota y determina mediante:

s = Desviación estándar muestral

$$s = \sqrt{\frac{\sum(x - \bar{x})^2}{n - 1}} \quad (24)$$

σ = Desviación estándar poblacional

$$\sigma = \sqrt{\frac{\sum(x - \mu)^2}{N}} \quad (25)$$

La desviación estándar es conocida como la variabilidad del rendimiento posible contra el rendimiento esperado. Respecto a la desviación estándar, Salinas (2010) afirma que esta es la medida de variación más comúnmente utilizada como medida de riesgo puesto que en su característica trata de igual manera a las desviaciones positivas y negativas.

Si el resultado obtenido presenta un alto grado de desviación estándar, esto quiere decir que, existe mayor dispersión entre los valores de la distribución y, en consecuencia, la media aritmética obtenida no será representativa. Siguiendo a Montero (2007), se puede inferir que las propiedades que integran a la desviación estándar son:

- La desviación estándar siempre es mayor o igual a cero.
- Otra forma de determinar la desviación estándar es:

$$s_x = + \frac{\sqrt{\sum_{i=1}^n x_i^2 n_i}}{N} - x^2$$

- A la desviación estándar no le afectan los cambios de origen: si $y_i = x_i \pm b$, entonces: $S_y = S_x$
- A la desviación estándar le afectan los cambios de escala.
- La desviación estándar, igual que la varianza, es una medida de dispersión óptima.

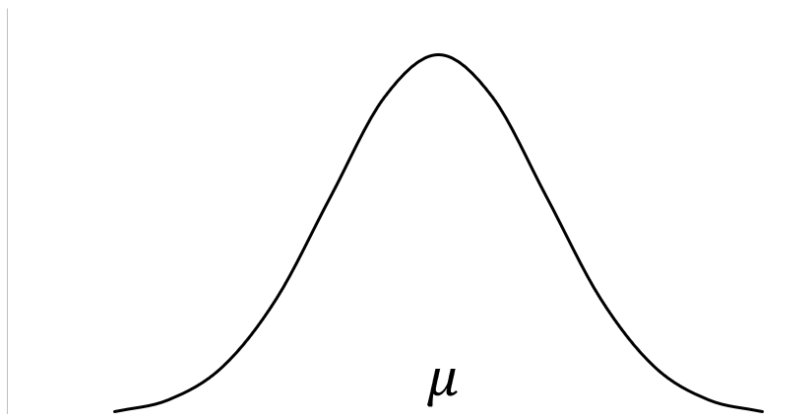
2.2.3.2. Distribución de frecuencias

Las distribuciones de frecuencia son representadas de forma gráfica mediante histogramas, en términos financieros suelen representar el comportamiento histórico de los datos de diferentes instrumentos financieros. Siguiendo a De Lara (2011) se puede inferir que para lograr una construcción acorde de una distribución de frecuencias se debe realizar:

- Determinar entre la serie de datos los valores mínimos y máximos.

- Elegir rangos o intervalos que encasillen los datos de toda la serie.
- Contar el número de observaciones de datos que pertenezcan a cada intervalo.
- Determinar la frecuencia relativa mediante la división entre la frecuencia por rango y datos de observación.

Grafica 1. Distribución normal estándar



Fuente: Elaboración propia.

La distribución normal, estándar o también conocida como “campana de Gauss”, es la representación gráfica de un conjunto de variables aleatorias continuas que presentan un comportamiento denotado normal respecto a su media y desviación estándar, en esta se contempla una curva que presenta características de simetría y forma de campana. Siguiendo a Domínguez y Domínguez (2015) se puede establecer que la expresión matemática que consolida la función de densidad de la normal está dada por:

$$f(x) = \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} e^{- (X - \mu)^2 / (2\sigma^2)} \quad (26)$$

Donde: $\pi = 3,141516$ y $e = 2.7183$

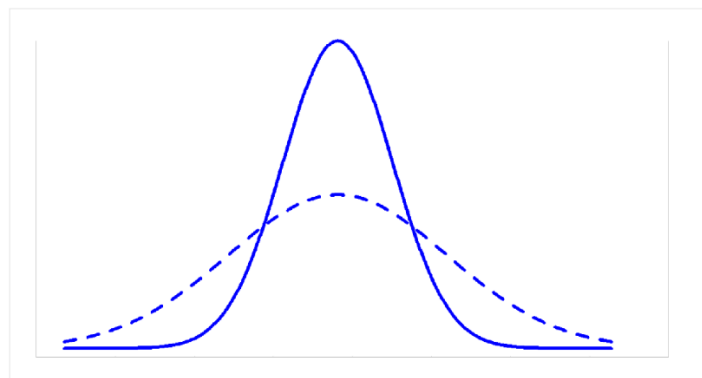
Por su parte, De Lara (2011) refiere que la distribución normal tiene un papel de gran importancia en términos de medición de riesgo, puesto que muchos activos financieros presentan comportamientos característicos de una distribución de probabilidad normal.

Los parámetros que se emplean al momento de modelar la función de densidad normal en una distribución normal son la media y desviación estándar. En términos financieros De Lara (2011) sostiene que la media hace referencia al promedio de rendimientos o

datos modelados, y la desviación estándar se define como la volatilidad, es decir, la variación o dispersión de datos alrededor de su media. Siguiendo la expresión matemática para denotar la media y la desviación se expresan en la fórmula (\bar{x}) media, (σ) desviación estándar poblacional y (s) desviación estándar muestral.

Si la desviación estándar crece, la densidad de la curva será más dispersa, es decir, entre mayor sea el valor de la desviación estándar de los datos modelados, estos se agruparán de manera más dispersa en la gráfica de la distribución o histograma, en términos de riesgo, entre más dispersión mayor riesgo. Por su parte, Domínguez y Domínguez (2015) refieren que la media y la desviación estándar cambian drásticamente la apariencia de la distribución normal.

Grafica 2. Distribución normal con diferente dispersión.



Fuente: Elaboración propia, con base en Domínguez y Domínguez (2015)

Intervalos de confianza y percentiles

En términos estadísticos el percentil es una medida de posición usada para indicar y ordenar un intervalo en un histograma de datos, referente al percentil de una distribución normal, Domínguez y Domínguez (2015) afirman que el procedimiento para encontrar y establecer el promedio de p-ésimo percentil x_p $0 < p < 1$ de una distribución normal es el siguiente:

1. Se debe establecer el percentil de una normal estándar Z .
2. Se convierte a x_p mediante la aplicación de:

$$x_p = \mu + \sigma z_p \quad (27)$$

Por su parte, el intervalo de confianza y la estimación por intervalo representa el área bajo la curva de un intervalo específico o un rango de valores con una probabilidad asociada. Siguiendo a Pintarelli (2012) se señala que el nivel de confianza del intervalo se describe mediante $1-\alpha$

Regla empírica

La distribución estándar a pesar de contemplar entre sus propiedades que la curva tiende a continuar de manera infinita en ambas direcciones, gran parte de la muestra se agrupa dentro de tres desviaciones a cada lado. Respecto a esta agrupación de datos Domínguez y Domínguez (2015) afirman que la regla empírica señala que, en una distribución normal o aproximadamente simétrica, cerca del 68% de los datos se presentan a una desviación, cerca del 95% se presentan a dos desviaciones y cerca del 99,7% se presentan a tres desviaciones por cada lado.

El 68,3% de los datos de la muestra se agrupan entre $\mu - \sigma$ y $\mu + \sigma$.

$$P(\mu - \sigma < X < \mu + \sigma) = 0,683 \quad (28)$$

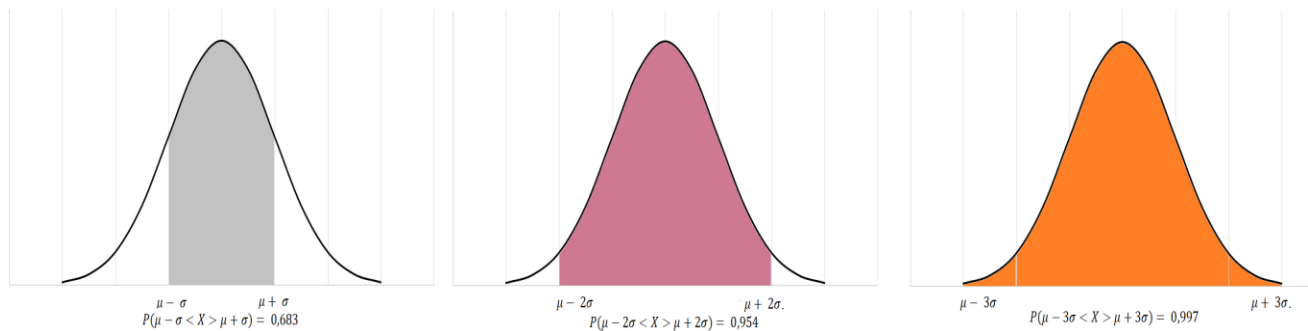
El 95,4% de los datos de la muestra se agrupan entre $\mu - 2\sigma$ y $\mu + 2\sigma$.

$$P(\mu - 2\sigma < X < \mu + 2\sigma) = 0,954 \quad (29)$$

El 99,7% de los datos de la muestra se agrupan entre $\mu - 3\sigma$ y $\mu + 3\sigma$.

$$P(\mu - 3\sigma < X < \mu + 3\sigma) = 0,997 \quad (30)$$

Grafica 3. Desviaciones distribución normal.



Fuente: Elaboración propia, con base en Domínguez y Domínguez (2015)

Distribución normal estandarizada.

La construcción de la distribución de probabilidades acumuladas de la distribución normal se deriva o resuelve mediante la metodología de transformar cada variable aleatoria x , que se distribuye mediante una normal en una variable aleatoria en Z . Por su parte, Domínguez y Domínguez (2015) refieren que este inconveniente y previa solución es planteado porque existen limitaciones prácticas referentes a que los parámetros de media y desviación estándar no contemplan restricciones. El procedimiento de estandarización de la distribución de probabilidad normal, es restar a la variable aleatoria la media y dividirla entre la desviación estándar:

$$Z = \frac{x - \mu}{\sigma} \quad (31)$$

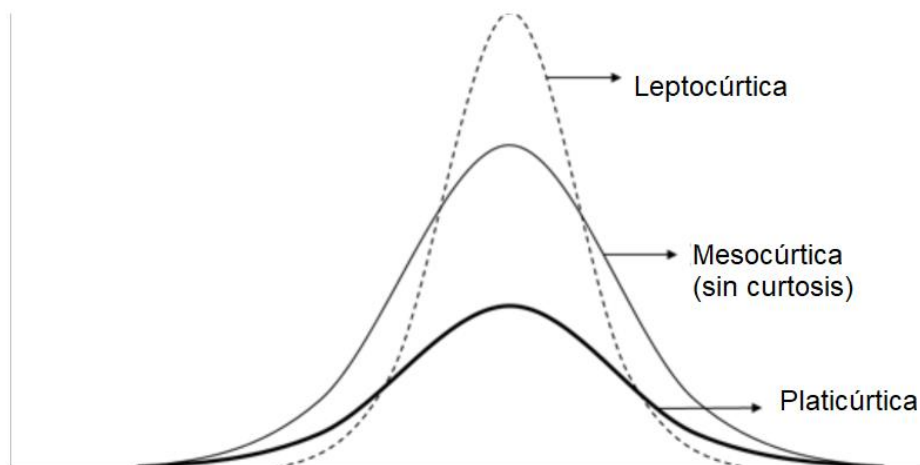
Domínguez y Domínguez (2015) afirman que la variable aleatoria Z corresponde a una distribución normal, simétrica, con forma de campana, con parámetros de media igual a cero y desviación estándar de 1.

Coefficiente de sesgo y curtosis

Conjuntamente a los parámetros de media y desviación estándar la variable aleatoria normal estándar (Z) contempla un tercer y cuarto momento en su parámetro de distribución, el sesgo y la curtosis (tercer y cuarto momento en la curva de distribución

normal). Las variaciones que llega a presentar la curva de la distribución normal están medidas en función del sesgo y curtosis que presenten, referente al sesgo de una curva perfectamente normal este es igual a cero y la curtosis de este debe ser igual a 3. Montero (2007) Refiere que el coeficiente de curtosis expresa el nivel de qué tan “aplanada” o “picuda” es una distribución, si el resultado obtenido es exceso de curtosis positiva (curva “picuda” o “elevada” respecto a la normal) se le conoce como leptocúrtica, en cambio, si el resultado refleja un exceso de curtosis negativa (curva “aplanada” respecto a la normal”) se le conoce como una distribución platicúrtica.

Grafica 4. Distribuciones leptocúrticas, mesocúrtica y platicúrtica.

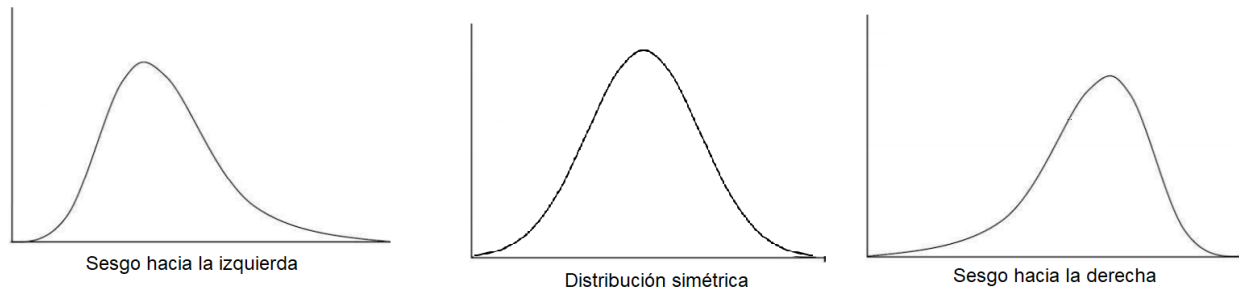


Fuente: Elaboración propia, con base en Montero (2007).

$$K = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \mu)^4}{(n - 1)\sigma^4} \quad (32)$$

Alfonso y Berggrun (2015) afirman que, el sesgo de una distribución normal mide la simetría de la curva, una curva perfectamente simétrica presenta en las dos colas igual longitud, la media y la mediana coinciden y, por tanto, el sesgo es igual a cero. En términos financieros el sesgo de la curva representa la probabilidad de pérdida o rendimiento, si se presenta por debajo (cola izquierda) representa las probabilidades de tener pérdidas por debajo de la media, y si, por el contrario, se presenta por encima (cola derecha) de la media representa las probabilidades de tener rendimientos.

Grafica 5. Sesgos de simetría.



Fuente: Elaboración propia, con base en Alfonso y Berggrun (2015).

$$A = \frac{n}{(n-1)(n-2)} \sum_{i=1}^n \left(\frac{x_i - \bar{x}}{s} \right)^3 \quad (33)$$

Por su parte, De Lara (2011) afirma que, para confirmar si la frecuencia de una distribución se comporta bajo las condiciones de una distribución normal se puede usar la prueba de normalidad de Jarque-Bera, mediante el siguiente estadístico:

$$LM = N \left[\frac{A^2}{6} + \frac{(K-3)^2}{24} \right] \quad (34)$$

La idea detrás de la prueba de normalidad de Jarque-Bera, en palabras de Alfonso y Berggrun (2015) consiste en determinar que, si la variable aleatoria a estudiar sigue una distribución normal, esta debe contemplar los diferentes parámetros de una distribución normal, y, por tanto, deben tener una distribución simétrica (coeficiente de asimetría (A) igual a cero y curtosis (K) igual a 3). Además, señalan que, la prueba de Jarque-Bera tiene como hipótesis nula que los datos provienen de una distribución normal.

2.2.3.3. Volatilidad

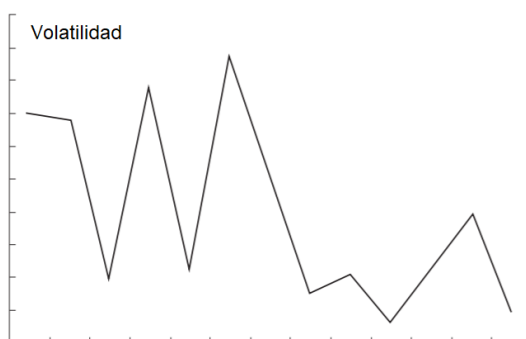
La volatilidad es una de las medidas de riesgo más usada en los mercados financieros, esta medida hace referencia a la inestabilidad o variación en las series de datos, es decir determina la dispersión alrededor de la media de datos en un horizonte de tiempo. Rossi (2013) refiere que la volatilidad es una medida característica por su naturaleza compleja y sus causas son de variada índole.

En términos financieros generales la volatilidad se puede definir como una medida de riesgo que se deriva de los cambios en el tiempo de la rentabilidad de los instrumentos financieros. Por su parte, De Lara (2011) afirma que la volatilidad es un indicador fundamental para la cuantificación del riesgo, puesto que escenifica la dispersión de datos respecto a la media de los mismos en un período de tiempo, de igual manera, describe que la volatilidad es equivalente a la desviación estándar de los rendimientos de los instrumentos financieros.

Usualmente la volatilidad de una serie financiera es asociada a variaciones desfavorables, es decir, al riesgo financiero, pero esta medida también es un indicador de potenciales rentabilidades. Siguiendo a, Reyes, Venegas, y Cruz (2018) se señala, que la volatilidad influye directamente en términos de posibles ganancias o pérdidas en los mercados, es decir, entre más volátil sea la serie de datos, más grande es el riesgo-rendimiento que se puede obtener.

La representación gráfica usualmente de la volatilidad de un instrumento financiero se presenta mediante un histograma de frecuencias trazado a través de un período de tiempo determinado. Entre tanto, Población (2017) afirma que, las variables del mercado tienen diferentes grados de variabilidad a lo largo del tiempo, es decir, la volatilidad en una serie de tiempo tiene la capacidad de cambiar con el tiempo, por tanto, las series de datos pueden presentar una varianza constante o varianza no constante, en otras palabras, pero en el mismo orden de ideas pueden ser Homoscedásticas o heterocedástica

Grafica 6. Volatilidad de mercado.



Fuente: Elaboración propia, con base en Población /2017).

Entre otras consideraciones, De Lara (2011) realiza la diferenciación de la medición de volatilidad en términos de rendimientos de precios y tasas de interés, proponiendo la siguiente fórmula para convertir la volatilidad de tasas a rendimientos.

$$\text{Volatilidad de precios } (\sigma_r) = \frac{\Delta p}{\Delta r} \times r \times \sigma_r \quad (35)$$

Donde: $\frac{\Delta p}{\Delta r}$ representan la sensibilidad del precio.

Derivado de la complejidad de los diferentes factores integrados en términos medición y variación de la volatilidad, existen diferentes metodologías que intentan capturar en gran medida las características de estimación de la volatilidad en las series financieras. Rossi (2013) señala que, la volatilidad no es una variable directamente observable, es decir, la estructura de correlación Inter temporal real de las variables dinámicas que la caracterizan la convierten en una medida de riesgo de alta complejidad, por lo que se requiere un significativo esfuerzo para encontrar una medida para estimarla adecuadamente.

Siguiendo la hipótesis clásica del comportamiento de los retornos en las series financieras en la cual se describe que los activos siguen un camino aleatorio y por tanto, no existe relación entre los retornos en las series financieras de un día con relación al siguiente o al anterior, Tagliafichi (2008) afirma que se puede anualizar la volatilidad mediante la siguiente expresión matemática:

$$s = s_1 365^{\frac{1}{2}} \quad (36)$$

Donde:

s Es la volatilidad anualizada

s_1 Es la volatilidad diaria

Modelos estimadores de volatilidad

Volatilidad histórica

El método de volatilidad histórica cuantifica la volatilidad de una serie financiera mediante el cálculo de la desviación estándar asociada al conjunto de datos observados, el resultado que se deriva de este método representa en un sólo valor la dispersión global de los datos respecto a la media.

Este método de cuantificación es considerado básico para estimar la volatilidad en una serie financiera, puesto que, representa las dispersiones de los datos, pero no la variación de la dispersión a lo largo del horizonte de tiempo. Siguiendo a, De Lara (2011) se hace referencia que para cuantificar la volatilidad bajo este método es recomendable considerar únicamente el cuadrado de los rendimientos, expresados mediante la siguiente fórmula:

$$\sigma = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (r_i)^2}{n}} \quad (37)$$

Referente a la cuantificación de la volatilidad mediante la metodología de volatilidad histórica y siguiendo al BIS es recomendable usar un horizonte de tiempo de 252 observaciones, equivalentes a un año hábil. Por su parte, Rossi (2013) señala que, tanto la Comisión Europea como el Chicago Mercantile Exchange (CME) definen la volatilidad histórica como el desvío estándar anualizado de las primeras diferencias en el logaritmo de los rendimientos.

El coeficiente de variación es una medida estadística que en términos de volatilidad puede derivarse de dividir la distorsión o desvío de datos de una serie de datos entre el promedio. Rossi (2013) señala que, la utilización de la desviación estándar en la metodología histórica puede conducir a sesgos o interpretaciones erróneas en series que muestran tendencias definidas hacia arriba o hacia abajo, además, añade que la gran desventaja del método histórico radica en que para efectuar interpretaciones sobre la serie original es preciso transformar nuevamente los datos, lo que complejiza el análisis. Entre tanto, De Lara (2011) plantea que, la premisa de la volatilidad histórica de darle el mismo peso o importancia a todas las observaciones en una serie de tiempo motiva al mercado a utilizar otras metodologías.

Derivado de la simplicidad de cálculo, la estimación bajo el método histórico contempla alta popularidad entre los operadores de mercado, y es catalogada como una medida simple, conjuntamente a esta medida de modelación de volatilidad se encuentran otras metodologías categorizadas como simples: Suavizado exponencial y modelo de Fama (1976). Siguiendo a Robles (2002) se explica de forma concisa las medidas anteriormente mencionadas.

Suavizado exponencial

En contra posición a la volatilidad histórica, la volatilidad bajo la metodología de suavizado exponencial o dinámica, da la posibilidad de dar mayor relevancia a las observaciones de datos en el lapso de tiempo, es decir, entre más recientes sean las observaciones mayor grado de relevancia tendrán al momento de modelar la volatilidad de la serie financiera. El parámetro de suavizado exponencial se restringe de forma que $0 < \lambda < 1$. Esta medida de modelación de la volatilidad se estima mediante:

$$\sigma_t = \sqrt{(1 - \lambda)r_t^2 + \lambda\sigma_{t-1}^2} \quad (38)$$

El parámetro λ es esencial para la modelación de la volatilidad bajo esta metodología, este parámetro es denotado como factor de suavizado y su función es determinar el peso que tienen las observaciones dentro de la muestra. En comparación a la medida de volatilidad histórica esta medida presenta mejoras en términos de ajuste al tamaño de la ventana de datos y a la ponderación referente a la información.

Según De Lara (2011) y siguiendo al documento técnico de *RiskMetrics* las observaciones históricas que recoge el factor de suavizado λ bajo un horizonte de tiempo y un nivel de confianza dado son las siguientes:

Tabla 1. Factores de suavizado λ propuestos en RiskMetrics.

λ	0,001%	0,01%	0,1%	1
0,9	109	87	66	44
0,94	186	149	112	74
0,96	282	226	169	113
0,97	378	302	227	151
0,98	570	456	342	228

Fuente; De Lara (2011).

El método óptimo para estimar el valor que debe tomar el parámetro de suavizado exponencial se obtiene mediante la aplicación de mínimos cuadrados. Si el parámetro determinado se encuentra cercano a cero mayor ponderación de probabilidad se les da a los datos recientes.

Modelo de Fama (1976)

Esta metodología de modelación de volatilidad fue propuesta por Fama (1976) originalmente para estimar la volatilidad de las letras del tesoro americano, la estimación bajo esta metodología se deriva de:

$$\sigma_t = \frac{1}{k} \sum_{i=0}^K |r_{t-i}| \quad (39)$$

Donde:

k : Tamaño de la ventana de observaciones, parámetro elegido por el agente en función de su impresión sobre la persistencia de la volatilidad.

La diferenciación principal respecto a la medición bajo volatilidad histórica es que, esta medida emplea directamente los valores absolutos de las rentabilidades de las series financieras, provocando así, que, mayor robustez ante la presencia de no normalidad en los rendimientos o aparición de eventos extremos.

Volatilidad implícita

La volatilidad implícita se obtiene a partir del cálculo de modelos de valoración de activos derivados, estos modelos parten de la cuantificación de la prima en función de la volatilidad, reflejando las expectativas del mercado sobre la volatilidad del subyacente a valorar. Siguiendo a, García y Carabias (2018) se señala que, la volatilidad implícita basa su medición referente a lo que el mercado cree implícitamente que vale una opción, por tanto, se puede inferir que mediante esta medida se está estimando un indicador de cuánto está dispuesto a pagar el mercado por una opción.

A diferencia de otras medidas de cuantificación y modelación de la volatilidad en las series financieras, la volatilidad implícita no usa en la cuantificación factores de índole de datos históricos, rendimientos ni variaciones. Por su parte, Robles (2002) refiere que la volatilidad implícita también es conocida como volatilidad del mercado, puesto que es de donde se deriva.

Para la cuantificación de la volatilidad implícita se debe iniciar por seleccionar un modelo de valoración de activos derivados, siguiendo a, García y Carabias (2018) se señala que, entre los diferentes modelos el más usado para cuantificar la volatilidad bajo esta metodología es el modelo de valoración de opciones de Black y Scholes (1973). Asimismo, Robles (2002) señala que esta metodología para estimar la volatilidad implícita es limitada por la existencia de derivados sobre la serie financiera que se desea modelar.

En palabras de, De Lara (2011) se señala que la metodología a seguir usando el modelo de valoración de opciones de Black y Scholes (1973) es la siguiente: analizar el precio de la prima de las opciones en mercado y sustituir este valor en la fórmula, despejando la volatilidad quedando de la siguiente forma:

$$C = S N(d_1) - Ke^{-rt} N(d_2)$$

$$d_1 = \frac{\ln\left(\frac{S}{K}\right) + \left[r + \frac{\sigma^2}{2}\right] t}{\sigma\sqrt{t}} \quad (40)$$

$$d_2 = d_1 - \sigma\sqrt{t}$$

Donde:

S = Valor del subyacente

K = Precio de ejercicio

r = Tasa libre de riesgo

t = Horizonte de tiempo de la opción

σ = Volatilidad del subyacente

$N(d_1), N(d_2)$ = Valores correspondientes a la curva de distribución normal acumulada

Siguiendo a De Lara (2011) se afirma que esta metodología de modelación de volatilidad es muy confiable cuando el mercado de opciones del subyacente tiene suficiente liquidez, pero en la práctica son muy pocos los casos en que se puede calcular este tipo de volatilidad. Por su parte, García y Carabias (2018) señalan que, referente a la volatilidad implícita se concluye que es una figura dinámica que cambia en función de la actividad en el mercado de opciones financieras.

2.2.3.4. Series de tiempo modeladoras de volatilidad

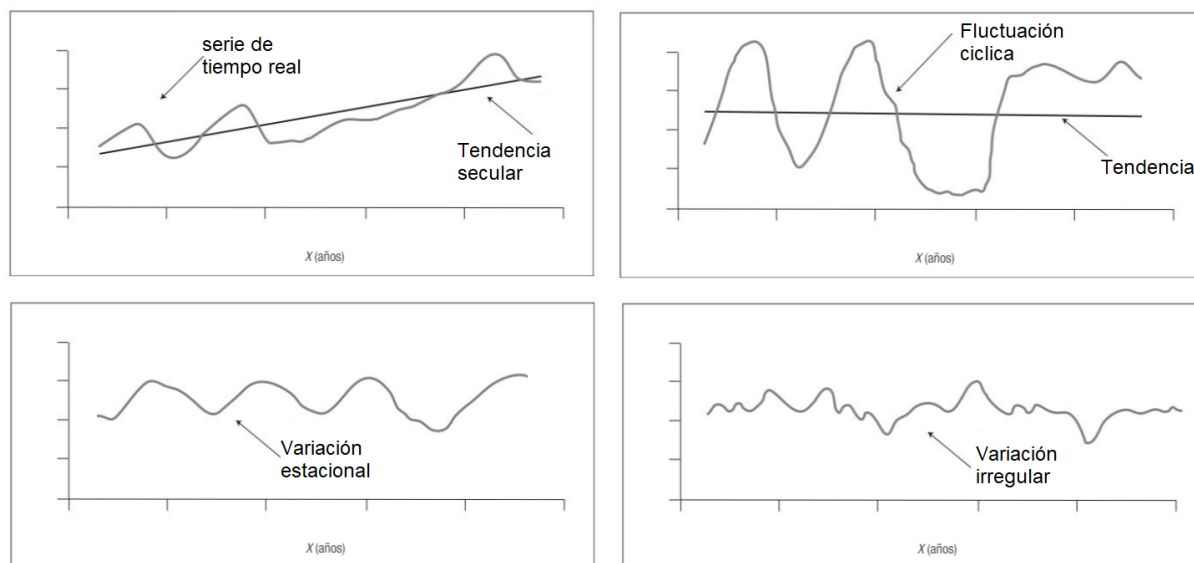
Una serie de tiempo en términos amplios se puede establecer como una serie de datos que se obtienen en un rango o lapso de tiempo establecido. Entre tanto, Montero (2007) refiere que, en términos económicos las condiciones o características son cambiantes y evolucionan con el tiempo y por tanto, conocer de fondo el efecto de estas variaciones es esencial.

Las series de tiempo tienen como finalidad objetivos de índole pasado y presente, puesto que mediante el estudio de estas se pretende estudiar o evaluar el comportamiento del conjunto de datos de estudio en el pasado, además, en términos presentes se pretende predecir o pronosticar tendencias de comportamiento. Siguiendo a Rodríguez, Pierdant,

y Rodríguez (2014) se establece que en las series de tiempo se presentan los siguientes tipos de variaciones:

- Tendencia secular. Constituye el comportamiento predominante de la serie de datos en el tiempo presentando tendencias de índole lineal, no lineal, creciente, decreciente o la combinación entre estas.
- Variación cíclica. Las variaciones cíclicas están correlacionadas directamente con los cambios de tipo económicos, presentando oscilaciones o movimientos ascendentes o descendentes en los diferentes lapsos o períodos de las series financieras. Las oscilaciones se presentan en intensidad, amplitud o en longitud. Usualmente y de igual manera a los ciclos económicos las principales fases son cúspide, contracción, depresión y expansión.
- Variación estacional. En esta categoría de variaciones se presentan cambios periódicos en la serie de datos en el horizonte de tiempo, las variaciones estacionales están asociadas a costumbres sociales, estaciones del año, entre otras.
- Variación irregular. En esta categoría se acumulan todas las categorías mencionadas con antelación además de comportamientos imprevistos a corto plazo y mediano plazo. Las características de estas variaciones son de índole aleatorio, de corta duración y no repetitivas.

Grafica 7. Tendencias de mercado.



Fuente: Elaboración propia, con base en Domínguez & Domínguez (2015)

Desde el punto de vista de Amate (2018) se plantea que, el análisis clásico de las series de tiempo tiene como preposición analizar: Tendencias, componentes cíclicos, componente estacional y componente residual estacionaria de las series de tiempo. Por otra parte, la premisa de modelar las series de tiempo es pretender estimar de manera acorde una aproximación de los valores en términos de una función paramétrica, es decir, pronosticar la volatilidad y modelar sus características. Por su parte, Casas y Cepeda (2008) refieren que, inherentemente las series de tiempo financieras contienen volatilidad no constante en el horizonte de tiempo y, por consiguiente, utilizar modelos de series de tiempo tradicionales (varianza homocedástica) para modelar series financieras no es adecuado.

Siguiendo a Engle & Patton (2001) se señala que, entre los hechos estandarizados que debe poder capturar y reflejar un modelo de volatilidad de series financieras para ser categorizado como acorde debe estar: La volatilidad exhibe persistencia, la volatilidad es revertida, las innovaciones pueden tener un impacto asimétrico en la volatilidad, las variables exógenas pueden influir en la volatilidad, probabilidades de cola y evaluación de pronósticos. Además, se relata que la modelación de la volatilidad de series financieras debe contemplar reflejar las siguientes características:

- Aglomeración de volatilidad. La volatilidad en las series financieras suele presentar períodos de alta volatilidad seguidos por períodos de baja volatilidad, es decir, a grandes variaciones en términos de volatilidad siguen grandes variaciones en otras características de las series financieras, y ante pequeños cambios en volatilidad siguen pequeños cambios. Por tanto, a la aglomeración de la volatilidad se le atribuye la característica de que los eventos que ocurran influirán de forma directa en los valores esperados de volatilidad varios períodos subsiguientes.
- Reversión media y persistencia de la volatilidad. La volatilidad tiende a revertirse a la media, es decir, existe un nivel normal de volatilidad al cual retorna eventualmente. El retorno eventual de la volatilidad se refleja mediante la característica de aglomeración de la volatilidad, donde continuamente a un período de alta volatilidad se presenta uno de volatilidad media, y ante un período de baja volatilidad se subsigue en período de volatilidad más alta, en consecuencia, los pronósticos en términos de largo plazo convergerán todos al nivel normal de volatilidad.
- Volatilidad asimétrica. Ante cambios positivos o negativos en factores de rendimientos en las series financieras el comportamiento de la volatilidad es asimétrico, en otras palabras, ante cambios favorables o desfavorables en el precio de un activo la volatilidad no reacciona de la misma manera, por tanto, su varianza condicional es afectada asimétricamente ante cambios positivos y negativos.
- Regresores de volatilidad exógenos. Las variables exógenas pueden influir en cierto grado en la volatilidad de una serie financiera, por consiguiente, se puede estimar que existan variables que contengan información relevante para la volatilidad de la serie, además, es posible que eventos determinísticos repercutan, también, en la volatilidad de la serie. Ejemplo de esta característica es mencionada por, Casas y Cepeda (2008) que siguiendo a Andersen y Bollerslev (1998) señala que, se encontraron hallazgos de que la volatilidad de la tasa de cambio del dólar, frente al marco alemán, aumentaba, notablemente, en la época en la que se publicaban reportes macroeconómicos de empleo e índice del precio de producción de Estados Unidos.

- Distribución de probabilidades. Colas pesadas y excesos en términos de curtosis son factores inherentes en las distribuciones de probabilidad de los retornos en términos generales.

La Heterocedástica en las series financieras se denota como la variabilidad de la volatilidad en el tiempo, es decir, presencia períodos largos de alta volatilidad seguidos por períodos de baja volatilidad. Entre tanto, siguiendo a Grajales, Pérez, y Venegas (2014) se afirma que, los modelos de la familia ARCH (modelos autorregresivos de heteroscedasticidad condicional) son ampliamente utilizados en el estudio de la volatilidad estocástica de series de datos. Por su parte, De Lara (2011) sostiene que, previo al uso de modelos de la familia ARCH es necesario considerar el modelo ARMA, modelo que proviene de la combinación de los modelos de procesos autorregresivos (AR) y modelos de promedios móviles (MA).

Procesos autorregresivos (AR)

Contempla procesos en que las observaciones de datos en un momento dado en el tiempo son predecibles en cierta proporción a partir de las observaciones de datos previas del proceso más un término de error. Por su parte Álvarez de Toledo, Crespo, Núñez, y Usabiaga (2006) reafirman lo antes mencionado, asegurando que los modelos de procesos autorregresivos (AR) pueden describirse, de una forma general, como aquellos modelos en los que una variable se explica, al menos en cierta medida, en función de sus valores pasados.

Novales (1993) Procesos estocásticos a una sucesión de variables aleatorias denota mediante: $\{Y_t\} = -\infty, \dots, -2, -1, 0, 1, 2, \dots, \infty$

Siguiendo a Novales (1993) se indica que, el ruido blanco hace referencia a una sucesión de variables aleatorias con media cero, igual varianza e independientes en el tiempo y se denota mediante $\{z_t\}$. Entre tanto, en un modelo de proceso autorregresivo y en palabras de, De Lara (2011) sí $\{z_t\}$ es un ruido blanco con las características antes mencionadas $N(\mu, \sigma_z^2)$ el proceso x_t se denota como una representación autorregresiva de orden p , es decir, $AR(p)$:

$$x_t = a_1x_{t-1} + a_2x_{t-2} + a_3x_{t-3} + \dots + a_px_{t-p} + z_t \quad (41)$$

Donde:

$x_t, x_{t-1}, x_{t-2}, \dots$, son variables aleatorias derivadas del proceso estocástico en los momentos de tiempo $t, t - 1, t - 2, \dots$,

$a_1, a_2, a_3, \dots, a_p$ Son los parámetros que definen el modelo, junto a σ_z^2 . (Estimadores)

Promedios móviles (MA)

Un modelo de promedios móviles describe una serie de tiempo estacionaria, mediante este modelo el valor actual puede predecirse a partir de la componente aleatoria de este momento y en menor medida de los datos aleatorios pasados. Por su parte, Cabrer (2004) afirma que, una serie temporal x_t susceptible de ser modelizada a través de la siguiente expresión matemática, se denota por $MA(q)$ y admite una representación de medias móviles (MA) de orden q :

$$x_t = z_t + \beta_1z_{t-1} + \beta_2z_{t-2} + \beta_3z_{t-3} + \dots + \beta_qz_{t-q} \quad (42)$$

Donde:

x_t Es una variable aleatoria derivada del proceso estocástico en los momentos de tiempo t .

$\beta_1, \beta_2, \beta_3, \dots, \beta_q$ Son los parámetros que definen el modelo, conjuntamente con la varianza del proceso σ_z^2 (estimados).

z_t Es un ruido blanco, que al igual que en un proceso $AR(p)$ es un proceso derivado por variables aleatorias independientes e igualmente distribuidas que cumplen: Media cero, varianza constante e independientes en el tiempo.

La complejidad e interés en el modelo de promedios móviles está en la estimación de parámetros o betas y en el proceso q , en consecuencia, De Lara (2011) señala que, en el modelo de promedios móviles no es posible encontrar estimadores explícitos eficientes y, por tanto, se tiene que incurrir en el uso de iteraciones numéricas, generando que la estimación de estos dos parámetros sea considerada de alta complejidad en el proceso autorregresivo.

Modelos ARMA (modelos autorregresivos de promedios móviles)

La unión o expansión de los modelos de procesos autorregresivos *AR* y promedios móviles *MA*, es un tipo de modelo que incluye términos tanto autorregresivos como de medias o promedios móviles. Zaw, Nway, & Swe (2020) afirman que la combinación de los componentes de los modelos *AR* y *MA* para datos de series de tiempo y la combinación produce un modelo de media móvil regresiva automática, denotado por *ARMA*.

Los modelos *ARMA* son usualmente utilizados para cuantificar las estructuras dinámicas lineales, para representar las relaciones entre las variables de retraso, y para servir como mecanismo de predicción lineal, es decir, en cierta medida los modelos *ARMA* pueden revelar la tendencia de desarrollo de las series a estudiar. Siguiendo a, Fei, et al. (2020) se señala, que los modelos *ARMA* son de gran importancia por el hecho de utilizar series de tiempo pasadas, valores actuales y retrasos de perturbaciones aleatorias para construir modelos para explicar y predecir cambios en series de tiempo.

Siguiendo a Chávez (1997) se señala que los modelos de orden *ARMA* (p, q) contiene p términos autorregresivos y q términos de medias móviles. Por, su parte, De Lara (2011) afirma que los modelos *ARMA* (p, q) contemplan la siguiente forma:

$$x_t = \mu + \sum_{i=1}^p a_i x_{t-i} + \sum_{j=1}^q \beta_j z_{t-j} \quad (43)$$

La cuantificación de los modelos mixtos autorregresivos y medias móviles de una serie temporal x_t de orden p, q respectivamente, y denotados por *ARMA* (p, q), en palabras de, Cabrer (2004) se modelan a través de la ecuación:

$$x_t = a_1 x_{t-1} + a_2 x_{t-2} + a_3 x_{t-3} + \dots + a_p x_{t-p} + z_t + \beta_1 z_{t-1} + \beta_2 z_{t-2} + \beta_3 z_{t-3} + \dots + \beta_q z_{t-q} \quad (44)$$

Donde:

x_t Se representa mediante la suma de los procesos anteriores *AR* y *MA*

Modelo ARCH

Los Modelos estocásticos son modelos que estudian la varianza condicional como un proceso estocástico no observado, conducido por una variable aleatoria que contempla los factores exógenos que alteran a la varianza, los modelos estocásticos siguen en general un comportamiento no lineal. Reyes, Venegas, y Cruz (2018) afirman que la complejidad de la aplicación de modelos de volatilidad estocástica radica en la estimación de sus parámetros, puesto que la función de verosimilitud es usualmente desconocida.

El modelo ARCH (modelos autorregresivos de heteroscedasticidad condicional) es denotado como un modelo de alta popularidad y simple complejidad en términos de heteroscedasticidad condicional y autorregresión al momento de modelar la volatilidad en series de tiempo, Reyes, Venegas, y Cruz (2018) refieren que este modelo fue presentado por Engle (1982) y se cuantifica mediante ARCH (1), posteriormente se cuantifica el modelo ARCH(p):

$$\begin{aligned}\sigma_t^2 &= \delta_0 + \delta_1 \varepsilon_{t-1}^2 & (45) \\ \varepsilon_t &= \sigma_t a_t\end{aligned}$$

Donde:

a_t Son variables aleatorias independientes idénticamente distribuidas.

σ_t y a_t son independientes.

δ_0 y δ_1 son coeficientes tales que $\delta_0 > 0$ y $0 < \delta_1 < 1$

Además, $\delta_0 > 0$ corresponden a la mínima varianza condicional observada y $0 < \delta_1 < 1$ es una condición necesaria y suficiente para la existencia de las varianzas incondicional y condicional.

δ_1 Es el coeficiente que mide la persistencia de la volatilidad.

Por su parte, Engle (2004) afirma que el modelo ARCH cuantifica la predicción de la varianza en función de variables aleatorias observables, usando medias ponderadas de

los cuadrados de los errores de predicción del pasado, es decir, una especie de varianza ponderada, en lugar de usar desviaciones típicas. En consecuencia, la finalidad de usar medidas ponderadas es darle mayor influencia a la información reciente y restarle peso a la información lejana. Continuando con la modelación de ARCH (1) se afirma que la distribución de los errores dado el conjunto de información de la ecuación (x) contempla una distribución normal con media cero y varianza σ_t^2 por tanto, se puede denotar mediante: $\epsilon_t|\Omega_{t-1} \sim \mathcal{N}(0, \sigma_t^2)$ y $Var(\epsilon_t|\Omega_{t-1}) = \sigma_t^2$. De tal forma que, la varianza condicional de las perturbaciones depende de la información disponible en cada instante t .

Extendiendo el orden del modelo ARCH (1), Reyes, Venegas, y Cruz (2018) sostienen que se presenta un modelo de orden p denotado como ARCH (p), el cual presenta la siguiente estructura:

$$\begin{aligned}\sigma_t^2 &= \delta_0 + \delta_1 \epsilon_{t-1}^2 + \delta_2 \epsilon_{t-2}^2 + \dots + \delta_p \epsilon_{t-p}^2, \\ &= \delta_0 + \sum_{i=1}^p \delta_i \epsilon_{t-i}^2\end{aligned}\tag{46}$$

Donde:

$$\delta_0 > 0, \delta_1 > 0$$

$$i = 1, 2, 3 \dots, p$$

$\epsilon_t = \sigma_t a_t$ con σ_t y a_t variables aleatorias independientes

a_t Son variables aleatorias independientes idénticamente distribuidas

Por tanto, para el modelo ARCH (p), la varianza incondicional de los errores se denota mediante

$$\sigma_\epsilon^2 = \frac{\delta_0}{1 - (\delta_1 + \delta_2 + \dots + \delta_p)}\tag{47}$$

Así mismo, Reyes, Venegas, y Cruz (2018) Afirman que, se puede mostrar en el caso de ARCH (p) que la distribución de los errores dado el conjunto de datos Ω_{t-1} es normal con media cero y varianza: $\sigma_t^2 = \delta_0 + \sum_{i=1}^p \delta_i \epsilon_{t-i}^2$.

En palabras de, Grajales, Pérez, y Venegas (2014) se señala que, los modelos ARCH permiten en gran medida estimar la duración y la magnitud de la volatilidad, por tanto, son de gran ayuda para determinar si las predicciones que se hacen acerca de los precios son confiables o no.

Modelo GARCH

El modelo GARCH o ARCH generalizado fue propuesto por Bollerslev (1986) es una generalización del modelo exponencial simple, este modelo tiene la generalidad de que tiene en cuenta la varianza condicional en cada etapa, es decir, el modelo GARCH adiciona una parte autorregresiva al comportamiento de la varianza, planteado en el modelo ARCH. Ramirez y Ramirez (2007) señalan que, estos modelos derivados de ARCH son procesos autorregresivos generalizados con heteroscedasticidad condicional, es decir que suponen que la varianza cambia a través del tiempo. Por su parte, Pérez (2006) afirma que, los modelos de volatilidad condicional proporcionan una adecuada manera de modelar y pronosticar las varianzas y covarianzas de los retornos de los activos, puesto que en el proceso de modelación considera el exceso de curtosis y el agrupamiento de la volatilidad, dos de las características que más se presentan en las series financieras.

Los modelos GARCH plantean la varianza como una estimación de la volatilidad, siguiendo a Tamayo y Rodríguez (2010) se puede establecer que, dicha estimación se realiza mediante dos ecuaciones. La primera ecuación explica la evolución los rendimientos en función de rendimientos pasados y la segunda ecuación modela la rentabilidad. La expresión matemática de este modelo es:

Sea $\{y_t\}$ una serie de rendimientos diarios, se define y_t en función de los valores pasados de la variable:

$$y_t = \beta_0 + \beta_1 y_{t-1} + \beta_1 y_{t-2} + \beta_1 y_{t-3} + \dots + \beta_p y_{t-p} + u_t \quad (48)$$

Donde:

$$u_t = \sqrt{h_t} v_t$$

v_t es un conjunto de variables IID (independientes e idénticamente distribuidas) con media cero y varianza unitaria.

$h_t = \hat{E}_{t-1}(u_t^2)$ lo que implica heterocedasticidad condicionada.

Desde la posición de, De Lara (2011) se describe que el modelo más utilizado en el cálculo de la volatilidad bajo el modelo ARCH generalizado es el modelo GARCH (1.1). Modelo derivado de la ecuación (47) y expresado mediante:

$$\sigma_t^2 = \omega + \alpha \varepsilon_{t-1}^2 + \beta \sigma_{t-1}^2 \quad (49)$$

Donde:

σ_t es la varianza condicional de los términos ε_t^2

$\omega > 0$ y $\alpha, \beta \geq 0$ parámetros que aseguran que la varianza sea positiva

$\alpha + \beta$ deben ser menor a la unidad

$\alpha + \beta < 1$ aseguran que el pronóstico de volatilidad tenga reversión a la media

De acuerdo con Pérez (2006) los modelos de la familia de distribuciones de los modelos ARCH Y ARCH generalizado y sus demás derivaciones pueden ser aplicados en diversos campos de la administración de riesgos, entre otros en administración de portafolios, asignación de activos, opciones, tasas de cambio y estructuras de tasas de interés. Referente a las otras derivaciones de los modelos ARCH se encuentran: El modelo EGARCH propuesto por Nelson (1991), el modelo TGARCH propuesto por Zakoian (1994), el modelo FIGARCH propuesto por Robinson (1991) y el modelo DTARCH propuesto por Li & Li (1996). Referente al modelo EGARCH Alanya y Rodríguez (2016) afirman que, este modelo es robusto a valores negativos en la volatilidad debido a su forma exponencial. Por otra parte, referente a los modelos FIGARCH y DTARCH, Grajales, Pérez, y Venegas (2014), afirman que el auge de estos modelos se deriva del gran interés por la aplicación de procesos de modelación con memoria larga en términos de varianza condicional para el estudio de series financieras.

2.4. Teoría de Valor en Riesgo. (VAR)

2.4.1 Definición Teoría de valor en riesgo.

La teoría de valor en riesgo VAR. (Por sus siglas en ingles *value at Risk*), es un método estadístico (series de tiempo) que cuantifica y describe en una sola cifra la exposición total de riesgo de mercado al que está expuesto un activo en un período determinado de tiempo. Debe aclararse que la definición del valor en riesgo es válida suponiendo una conducta habitual de las condiciones de mercado, algunas de las definiciones más aceptadas son:

“El VAR resume la pérdida máxima esperada (o peor pérdida) a lo largo de un horizonte de tiempo objetivo dentro de un intervalo de confianza dado” (Jorion , 2007, p. 41).

“El valor en riesgo es una medida estadística de riesgo de mercado que estima la pérdida máxima que podría registrar un portafolio en un intervalo de tiempo y con cierto nivel de probabilidad o confianza” (De Lara, 2011, p. 59).

Desde el punto de vista de una institución financiera, VAR puede definirse como la pérdida máxima de una posición financiera durante un período de tiempo dado para una probabilidad dada. Desde este punto de vista, uno trata el VAR como una medida de pérdida asociada con un evento raro (o extraordinario) en condiciones normales de mercado. (Tsay , 2005 , p. 257)

“No fue sino hasta 1994, cuando se publicó un documento técnico de J. P. Morgan donde se proponía un método novedoso para cuantificar el riesgo de mercado asociado a todas las posiciones de su banco a través del cálculo de un sólo número, lo que se conoce como valor en riesgo” (Venegas , 2008, p. 13)

2.4.2 Fundamento Teoría valor en riesgo.

Siguiendo a Jorion (2007) el VAR en su forma más general es el *cuantil* muestral de la distribución y puede derivarse de la probabilidad del valor futuro del activo $f(x)$ con un nivel de confianza dado. El área de $-\infty$ a VaR debe sumar $p = 1 - c$.

$$C = \int_{VAR}^{\infty} F(x)dx \quad (50)$$

La teoría del valor en riesgo (VAR) es una de las medidas más usadas para la representación del riesgo de un activo, por su practicidad y funcionalidad en el mercado. Jorion (2007) sostiene que el VAR al representar de forma tan resumida (una sola cifra) la exposición total de riesgo se convirtió rápidamente en una de las herramientas más populares de la administración financiera entre ejecutivos, directores y tenedores de acciones para la medición de riesgo de mercado.

A su vez Venegas (2008) afirma que la medida de valor en riesgo es una de las que utilizan con mayor frecuencia, por parte de los intermediarios financieros, en la estimación de pérdidas potenciales, en el retorno de un portafolio, en un lapso de tiempo y con un nivel de confianza establecido.

Los diferentes intermediarios que interaccionan en los mercados han aceptado, reconocido y en parte usado la herramienta estadística VAR por su sencilla interpretación en la cuantificación del riesgo financiero. Salinas et al (2010) afirman que el VAR se ha convertido en la medida estándar por excelencia de los mercados financieros a nivel global para la cuantificación del riesgo.

Siguiendo a Jorion (2007) se afirma que “el primer paso para la medición del VAR es la elección de dos factores cuantitativos: el horizonte de tiempo y el nivel de confianza” (p.108). Se debe aclarar que estas dos variables fundamentales pueden tomar valores a elección o voluntad, sin embargo, De Lara (2011) afirma que deben ser los miembros del consejo administrativo los encargados de asignar los valores de dichas variables en una empresa o institución financiera.

El nivel de confianza c está relacionado directamente con el tipo de inversionista y administrador del riesgo que esté a cargo de dicha medición, puesto que si se tiene un perfil conservador o precavido tendería a optar por un nivel de confianza alto, o viceversa si se tiene un perfil opuesto se plantearía un nivel de confianza menor. Jorion (2007) expone que existen niveles de confianza estandarizados o recomendados, el comité de Basilea recomienda un nivel de confianza de 99%, *Chemical* y *Chase* un nivel de 97,5%, *Citibank* un nivel de 95,4% y *BankAmerica* y *J.P. Morgan* un nivel de 95%. Conforme al

nivel de riesgo que sea escogido se obtendrá como resultado un VAR asociado a dicho nivel. “Niveles de confianza más elevados implican un VAR mayor” (Jorion , 2007, p. 109).

Dependiendo la finalidad con la que se pretendan utilizar los resultados que arroja el VAR deberá asociarse a los resultados obtenidos mediante los distintos niveles de confianza. “Si los VAR resultantes son utilizados para la selección de un requerimiento de capital, entonces será crucial la elección del nivel de confianza” (Jorion , 2007, p. 109). En cambio, si los resultados obtenidos en el VAR serán utilizados de manera interna en una organización, el nivel de confianza pierde relevancia. No obstante, escoger el nivel de confianza es fundamental para el resultado que arroja el VAR. “El nivel de confianza deberá ser elegido con preferencia a un nivel mayor, el cual daría una medida de pérdida que sólo rara vez será excedida” (Jorion , 2007, p. 109).

El horizonte de tiempo óptimo a escoger para la cuantificación del VAR debe relacionarse directamente con la esencia del portafolio y con el uso de dicho resultado. Alfonso y Berggrun (2015) dan como ejemplo la estimación de un VAR para una mesa de dinero que mueve altos volúmenes de dinero en pocas horas, para la cual se plantea un horizonte de tiempo de igual medida, en cambio también se plantea la estimación de un VAR para un fondo de pensiones donde generalmente la exposición al riesgo es mínima y se plantea un horizonte de tiempo que puede ser de hasta un año. Por su parte, Jorion (2007) refiere que el horizonte de tiempo puede ser estimado por la naturaleza del instrumento a valuar.

Ejemplificando la teoría del valor en riesgo, si en condiciones normales de mercado se cuenta con un VAR de 1,250,000 de una inversión, con un nivel de confianza de 95% se estima que la pérdida puede ser mayor de dicho VAR solamente en uno de cada veinte días de operaciones en el mercado ($1/20=5\%$), pero se debe aclarar que este resultado no estima el peor escenario de mercado. “el VAR no otorga certidumbre con respecto a las pérdidas que se podrían sufrir en una inversión, sino una expectativa de resultados basada en estadística (serie de datos en el tiempo)” (De Lara, 2011, p. 60).

2.4.3 Metodologías convencionales del valor en riesgo

Valor en riesgo paramétrico

El valor en riesgo para métodos o distribuciones paramétricos tienen como base el supuesto de que los rendimientos del activo a cuantificar tienden a una curva de probabilidad o distribución normal. No obstante, De Lara (2011) asegura que en la práctica generalmente los rendimientos de los activos tienden a presentar comportamientos de aproximación a la curva de distribución normal, por ende, los resultados de la cuantificación o medición del riesgo son una aproximación.

La estimación del riesgo financiero de un activo bajo el supuesto de normalidad puede facilitar su cuantificación. Jorion (2007) señala que bajo el supuesto de distribución normal el valor en riesgo puede derivarse de la desviación estándar del portafolio, usando un factor multiplicativo que va en función del nivel de confianza dado. “Este enfoque algunas veces es denominado paramétrico debido a que implica la estimación de un parámetro” (Jorion , 2007, p. 111).

La estimación o cuantificación del valor en riesgo paramétrico para un activo financiero individual, afirmando el supuesto de distribución normal y de media de rendimientos igual a cero se determina mediante:

$$VAR = f \times s \times \sigma \times \sqrt{t} \quad (51)$$

Donde:

f = Factor que determina el nivel de confianza. Para un nivel de confianza de 95% $f = 1.96$

S = Inversión total en el activo

σ = Desviación estándar de los rendimientos del activo

t = Horizonte de tiempo determinado para calcular el VAR

- Valor en riesgo no paramétrico
- Medidas de valor en riesgo VaR convencionales

Método delta normal

El método o modelo delta normal, también conocido como modelo de varianza-covarianza, se basa en el supuesto que los rendimientos de los activos a cuantificar el VAR tienden a una distribución normal. Jorion (2007) afirma que la suposición de normalidad en los rendimientos de los activos a cuantificar el riesgo financiero es particularmente conveniente, a causa de la propiedad de invarianza de las variables normales.

Este modelo parte bajo el supuesto de un portafolio con dos activos que componen la totalidad del mismo, donde cada uno de estos tiene un porcentaje específico, w_1 porcentaje para el activo 1 y w_2 porcentaje para el activo 2. Se puede expresar el portafolio mediante, $w_1 + w_2 = 1$

De Lara (2011) señala que mediante la teoría de portafolio de inversiones desarrollada por Markowitz la varianza del portafolio se puede expresar como:

$$\sigma_p^2 = w_1^2 \sigma_1^2 + w_2^2 \sigma_2^2 + 2w_1 w_2 p_{12} \sigma_1 \sigma_2 \quad (52)$$

Donde p_{12} es determinado como el coeficiente de correlación entre los rendimientos de los activos del portafolio. El valor en riesgo para este portafolio se puede estimar mediante:

$$VAR = F \sigma_p S \sqrt{t} = F [w_1^2 \sigma_1^2 + w_2^2 \sigma_2^2 + 2w_1 w_2 p_{12} \sigma_1 \sigma_2]^{1/2} S \sqrt{t} \quad (53)$$

$$VAR = \{VAR_1^2 + VAR_2^2 + 2P_{12} VAR_1 VAR_2\}^{1/2} \quad (54)$$

La cuantificación del valor en riesgo bajo esta metodología considera en su estimación las correlaciones de los rendimientos existentes entre los diversos activos financieros que componen el portafolio, por tanto, De Lara (2011) asegura que esta cuantificación o estimación del valor en riesgo es conocida como el VAR diversificado.

Para estimar o cuantificar el valor en riesgo mediante esta metodología para un portafolio compuesto por n activos financieros, se considera la siguiente expresión:

$$VAR_p = F\sigma_p S\sqrt{t} = F[w\sigma C\sigma w^t]^{1/2}; S\sqrt{t} = [VAR C VAR^T]^{1/2} \quad (55)$$

Donde:

VAR es el segmento del valor en riesgo individual de tamaño $(1 \times n)$

C = es la matriz de correlaciones de tamaño $(n \times n)$

VAR^t = es el segmento transpuesto de VAR individual de tamaño $(n \times 1)$

Esta expresión matemática generalizada para la cuantificación de VAR bajo el método delta-normal, es el método paramétrico más usado bajo el supuesto de normalidad. Gencay & Selcuk (2004) afirman que bajo éste la premisa de normalidad se presenta una función o relación lineal para los rendimientos del portafolio a valorar.

La cuantificación del VAR mediante esta metodología presenta altas limitaciones en los resultados obtenidos. Una de las principales limitantes es la existencia de colas pesadas o gruesas en la distribución de rendimientos de los activos financieros. Jorion (2007) expone que este modelo es limitante porque se basa en el supuesto de normalidad, que subestimaría los valores atípicos que se puedan presentar en la distribución de rendimientos de los activos con colas gruesas.

Modelos de simulación histórica

El modelo de simulación histórica cuantifica el valor en riesgo de un activo o portafolio mediante la recolección de una serie histórica de precios o rendimientos diarios, contrastarlos y aplicarles valores actuales de los activos del portafolio, obteniendo así una serie de rendimientos simulados o hipotéticos del portafolio con igual participación de activos. De Lara (2011) afirma que para aplicar el modelo de simulación histórica se deben reunir datos de los precios diarios históricos en un período de 250 a 500 datos.

El valor en riesgo en este modelo es cuantificado a través de la serie o distribución de rendimientos simulados o hipotéticos generados en cada escenario, para este modelo de simulación no se asume que las series de datos sigan alguna distribución paramétrica en particular. Seymour y Polakow (2003) señala que la principal ventaja del modelo de

simulación histórica, es que puede explicar las colas pesadas y además de que es relativamente simple de implementar si los datos históricos se han recopilado internamente de forma diaria en el mercado.

Este modelo contempla el supuesto de que entre más grande sea la recolección o muestra de datos históricos de precios o rendimientos, más acertada será la cuantificación del valor en riesgo para un activo o portafolio, pero este supuesto es un tanto contradictorio en la práctica, puesto que tomar datos muy históricos puede quizás no reflejar la realidad actual del activo y por ende puede considerarse información poco o no relevante. Jorion (2007) describe que uno de los principales problemas que enfrenta este modelo es que se basa en el supuesto de que el pasado representa el presente inmediato, y asegura que las colas quizás no estén bien representadas, puesto que la muestra puede contener eventos que pueden no volver a suceder o viceversa.

Jorion (2007) señala que otro limitante o inconveniente de este modelo se presenta al momento de cuantificar el valor en riesgo de activos nuevos o activos con datos inconclusos en su historial.

La cuantificación del valor en riesgo bajo este modelo se puede realizar con variables: crecimientos absolutos, crecimientos logarítmicos y crecimientos relativos. Al respecto, De Lara Haro (2011) señala una guía de pasos para cuantificar el VAR bajo el modelo de simulación histórica para cada variable.

- A) Recolectar una serie histórica de precios del activo.
- B) Cuantificar las variaciones (pérdidas o ganancias) del precio del activo, mediante:

- Crecimientos absolutos

$$\Delta P_t = P_t - P_{t-1} \quad (56)$$

- Crecimientos logarítmicos

$$Rend = Ln\left(\frac{P_t}{P_{t-1}}\right) \quad (57)$$

C) Establecer la serie histórica de precios simulados, partiendo de las variaciones del precio obtenidas en el paso anterior.

- Crecimientos absolutos. Sumar al ΔP el precio actual.

$$P_i = P_0 - \Delta P_i \quad (58)$$

P_0 es fijo para toda la serie histórica

- Crecimientos logarítmicos

$$P = P_0(1 + Rend) \quad (59)$$

D) Determinar una serie de tiempo de variaciones (pérdidas o ganancias) simuladas

- Crecimientos absolutos. Partiendo de los precios de la serie histórica y los precios recientes.

$$R_i = \frac{P_i - P_0}{P_0} \quad (60)$$

- Crecimientos logarítmicos

$$P_0 - P \quad (61)$$

E) Calcular el valor en riesgo usando la función percentil a partir de las series de simulación y bajo un grado de confianza C que cumpla con el nivel de significancia deseada. (0.01 si el nivel de confianza es de 99%)

Para cuantificar el valor en riesgo de un activo bajo el modelo de simulación histórica con crecimientos relativos, De Lara (2011) señala que es similar al de crecimientos logarítmicos, pero en este no se obtienen los rendimientos con el logaritmo del cociente de precios sino con la siguiente expresión:

- Crecimientos relativos

$$Rend = \frac{P_t - P_{t-1}}{P_{t-1}} \quad (62)$$

Simulación Montecarlo

El modelo de simulación Montecarlo fue desarrollado por el matemático polaco Stanislaw Ulam en 1946, se denominó Montecarlo por la ciudad de Montecarlo que es famosa por la gran variedad y cantidad de juegos de azar (casinos) que tienen como característica un comportamiento aleatorio. De Lara (2011) afirma que la complejidad de este modelo consiste en la generación de crear escenarios mediante números aleatorios.

Este modelo postula dos premisas fundamentales para cuantificar el valor en riesgo de un activo o portafolio. La primera premisa o etapa consiste en determinar o especificar el proceso estocástico y los parámetros del proceso, para las variables financieras en un horizonte de tiempo determinado. Jorion (2007) afirma que de los datos históricos u opciones pueden derivarse los parámetros de correlación y riesgo. La segunda etapa consiste en simular una serie de valores aleatorios que representen las fluctuaciones del rendimiento del activo o portafolio en el horizonte de tiempo determinado para cuantificar el valor en riesgo. Jorion (2007) señala que para cada simulación en determinado momento del horizonte de tiempo da como resultado un valor del activo o portafolio en un momento del horizonte de tiempo. Compilando cada uno de estos resultados se obtiene una distribución de probables resultados o retornos, para cuantificar el VAR.

El modelo Montecarlo abarca en su cuantificación del riesgo un extenso rango de posibles valores que pudiese llegar a tomar las variables financieras aleatorias y contempla completamente las correlaciones, lo que lo convierte en un modelo robusto para cuantificar el VAR. Siguiendo a Härdle, Borak y López (2010) afirman que la simulación Montecarlo permite o admite el supuesto de diferentes distribuciones (normal, distribución t, mezcla control, etc.), por lo tanto, mediante esta simulación se pueden intentar estimar el VAR para distribuciones con colas gruesas o *leptokurtosis*, claro está

solo si los escenarios de mercado se ocasionan usando supuestos de distribuciones apropiadas.

Siguiendo a De Lara (2008) se puede aludir que los precios de un activo en mercados eficientes tienen un comportamiento de acuerdo a un proceso estocástico o movimiento geométrico browniano, es decir, la generación de escenarios simulados de números aleatorios se estima mediante el modelo Wiener:

$$\frac{dp}{p} = \mu dt + \sigma dz \quad (63)$$

Donde:

$$dz = \varepsilon_t \sqrt{dt}$$

μ = media de los rendimientos.

σ = desviación de los rendimientos.

De igual manera De Lara (2008) afirma que el modelo Winder señala que los rendimientos de un activo ($\frac{dp}{p}$) están en función de un componente denominado determinista (udp) y un componente denominado estocástico que contempla un choque aleatorio.

2.5 Control desempeño del riesgo.

2.5.1 Pruebas de estrés.

Las pruebas de estrés también conocidas como pruebas de tensión o stress test, son denotadas como una herramienta de la gestión del riesgo integral, mediante estas pruebas se simulan escenarios considerados extremos con la finalidad de poder captar información referente al posible cambio que puede presentar el activo a valuar bajo condiciones extremas. De acuerdo con De Lara (2011), las pruebas de estrés se denotan como una medida complementaria al VAR.

Las pruebas de estrés bajo el enfoque integral de la gestión del riesgo contribuyen a la generación de perfiles de riesgo, establecimiento de límites de tolerancia y exposición al riesgo ante diferentes escenarios caóticos, puesto que la aplicación de pruebas de estrés

implica aumentar de manera significativa la ponderación de eventos extremos negativos mediante la creación de escenarios adversos históricos o escenarios hipotéticos simulados bajo condiciones anormales de mercado. Por su parte Rodríguez (2017) afirma que, las pruebas de estrés capturan eventos excepcionales pero posibles, de tal modo que proporcionan información sobre los riesgos que caen fuera de los típicamente capturados por VAR.

En la práctica existen diferentes técnicas implementadas para la aplicación de pruebas de estrés, siguiendo a Johnson (2001) se establece que entre las técnicas más utilizadas están:

- Escenarios históricos: seleccionar una serie de datos en un período de tiempo específico que pudiese representarse en un escenario futuro probable. Esta técnica relata que el período seleccionado debe cumplir con la premisa de ser un período con condiciones atípicas y alto riesgo. La principal crítica a esta técnica es el determinante de proyectar situaciones pasadas como posibles eventos futuros, es decir asumir que los eventos pasados volverán a ocurrir.
- Escenarios hipotéticos: mediante esta técnica se busca simular eventos adversos que no necesariamente hayan ocurrido en la serie histórica, pero que contemplen cierto grado de probabilidad, la finalidad de esta técnica es poder conocer o acercarse en cierta medida a los posibles efectos que pueden traer consigo escenarios caóticos y condiciones anormales de mercado.
- Manipulación de variables: manipular la descomposición de la matriz de varianzas y covarianzas en correlaciones y desviaciones estándar. Generando que se presenten modificaciones en los valores que componen la matriz a valorar.

Siguiendo a Gonzáles, Curto, y Caballo (2017) se señala que, las pruebas de estrés contribuyen a considerar escenarios que están por fuera del alcance de las expectativas normales, además permiten ver el impacto de efectos sistémicos graves y contribuyen a dejar a un lado el problema de estimar la probabilidad de tener un evento adverso y enfocarse en qué tipo de eventos puede desencadenar un escenario extremo.

2.5.2 Backtesting

El backtesting es una prueba estadística que funge como medidor de eficiencia del VAR, es decir, mediante esta prueba se evalúa la efectividad del VAR mediante la comparación de los resultados estimados obtenidos y los realmente sucedidos. Siguiendo a Jorion (2007) se puede describir backtesting, como un conjunto de procedimientos estadísticos que tienen como finalidad verificar si las pérdidas reales observadas están en línea con las predicciones del VAR.

De acuerdo con, De Lara (2011) el Comité de Basilea con el objetivo de que los operadores de riesgo obtengan una cuantificación del VAR adecuada, recomiendan enfáticamente realizar pruebas de backtesting para verificar, ajustar y calibrar los resultados obtenidos mediante las diferentes metodologías de VAR. Por su parte a Alfonso y Chaves (2013) afirman, que las pruebas de *backtesting* o de verificación permiten al operador de riesgo saber si es buena la aproximación que está utilizando y si el modelo tiene la cobertura al riesgo deseada.

Contrastando las observaciones reales con las previstas por el VAR y determinando si el modelo de cuantificación del VAR se aprueba o se rechaza, es decir, se cuentan las observaciones “errores” en donde las pérdidas reales superaron la previsión realizada por el VAR, si estas no exceden los requisitos del backtesting el modelo se aprueba, Por lo contrario, si existen demasiadas excepciones el modelo se rechaza y se asume que el modelo subestima el VAR. Con base en Borak, Härdle, y López (2015) se afirma que, la finalidad del procedimiento de backtesting es evaluar la calidad de la previsión de un modelo de riesgo comparando los resultados reales con los generados con el modelo de cuantificación usado para el VAR.

Para la aplicación de una prueba de backtesting se debe determinar un horizonte de tiempo establecido y un nivel de confianza, siguiendo a De Lara (2011) se establece que los pasos a seguir para realizar una prueba de backtesting son los siguientes:

1. Calcular los retornos de la serie de datos, pérdidas y ganancias mediante los cambios en la valuación (revaluación de posiciones).
2. Comparar periódicamente el VAR observado ajustado a un día con las pérdidas y ganancias diarias.

3. Calcular los errores o excepciones detectados, mediante técnica conteo del número de ocasiones que las pérdidas y ganancias exceden al VAR observado.
4. Determinar el nivel de eficiencia del modelo de cuantificación mediante: Número de excepciones sobre número de observaciones.

Teniendo en cuenta a Balzarotti, Del Canto, y Delfiner (2001) se hace referencia de que existen distintas técnicas posibles para hacer una prueba de backtesting. Donde dichas técnicas evolucionan, al mismo tiempo que se siguen desarrollando los modelos cuya calidad se pretende valorar. No obstante, en palabras de Alfonso y Chaves (2013) se señala que los métodos más utilizados para determinar y verificar el comportamiento de diferentes formas de cuantificar el VAR son la prueba de backtesting bajo metodología de Kupiec y de Christoffersen.

2.5.2.1 Prueba de Kupiec

La prueba de Kupiec o también conocida como prueba de proporción de fallas es un estadístico desarrollado por Paul Kupiec en 1995, basado en la proporción de excepciones, es decir, el número de veces que las pérdidas o ganancias sobrepasaron el pronóstico del VAR durante un período. De acuerdo con, Alonso y Semaán (2009) la prueba de Kupiec define la proporción de las excepciones mediante:

$$\hat{p} = \frac{\# \text{ de excepciones}}{N} \quad (64)$$

Donde N representa el número total de observaciones.

La prueba de Kupiec evalúa la hipótesis nula que la probabilidad de falla de la cuantificación del VAR sea igual a $1 - \alpha$, con base en Melo y Becerra (2005) se describe que dicha hipótesis nula es contrastada a través de una prueba de razón de verosimilitud de la forma

$$L = -2 \ln \left[\frac{p^x (1-p)^{n-x}}{\hat{p}^x (1-\hat{p})^{n-x}} \right] \quad (65)$$

Donde: \hat{p} representa la proporción de las excepciones, p el nivel de confianza, es decir $1 - \alpha$, N el número total de observaciones incluidas en el backtesting. $\frac{N}{T}$ Frecuencia en la que las pérdidas reales excedieron el VAR.

Considerando como hipótesis nula de que \hat{p} es igual a la probabilidad utilizada para la cuantificación del VAR contrastada con la hipótesis alternativa que está dada específicamente como \hat{p} sea diferente a dicha probabilidad. Kupiec constituyó una región de confianza, determinada de los extremos de la máxima verosimilitud, al respecto De Lara (2011) menciona que la prueba de Kupiec estima una región de no rechazo para el número de observaciones fuera del VAR, denotada región de confianza, base en una distribución Ji cuadrada con un grado de libertad.

Por su parte Cimpean (2017) afirma que, la prueba de Kupiec tiene gran acogida en la gestión del riesgo puesto que es de fácil aplicación, no obstante, señala que esta prueba presenta diferentes inconvenientes, entre otros se mencionan: elevado número de observaciones para lograr que la prueba sea capaz de identificar si el modelo es o no apropiado, la prueba no da información referente del patrón temporal del número de excesos, la prueba no tiene en cuenta el tamaño de las pérdidas en las colas previstas por la predicción de los modelos de cuantificación de riesgo.

Alonso y Semaán (2009) refieren que en la práctica se pueden emplear dos aproximaciones para evaluar la prueba de Kupiec: Emplear datos en la muestra (*in sample*) o emplear datos por fuera de la muestra (*out of sample*), la primera implica cuantificar el VAR empleando la muestra de datos completa y comparar ese VaR con todas las pérdidas del portafolio o activo de la muestra que excedieron el VaR, por otra parte, la segunda implica considerar una muestra recursiva de un tamaño inicial G : Para esa muestra se cuantifica el VAR del siguiente período ($G+ 1$) y se compara este con el observado para el período $G+ 1$. Después se adiciona una observación más a la muestra y se calcula el VAR para el período $G + 2$ y se compara con lo que realmente ocurrió en el período $G + 2$. Este procedimiento se reitera para toda la muestra.

2.5.2.2. Prueba de Christoffersen

La prueba de Christoffersen o prueba de cobertura condicional es una metodología estadística que evalúa los pronósticos previstos por el VAR, es decir esta prueba busca probar la efectividad de los intervalos de pronósticos. Christoffersen (1998), desarrolló una prueba de probabilidad con la cual se pretende probar la eficiencia de lo que el documento denota como los intervalos de pronóstico, en este sentido Torres y Calderón (2015) destacan que el trabajo de Christoffersen resalta la importancia de realizar pronósticos a través de intervalos y no como un valor único ya que esto puede llegar a crear un sesgo en las conclusiones obtenidas mediante la aplicación de la prueba.

A juicio de Torres y Calderón (2015) tener un intervalo no implica que se tenga seguridad de la efectividad del modelo, por tanto, es necesario aplicar la prueba de cobertura condicional de Christoffersen (1998), la cual está enfocada en buscar una cobertura condicional correcta, para lo cual los intervalos (Superior e Inferior) de un pronóstico deben estar enfocados hacia la probabilidad verdadera de cobertura. De acuerdo con Alfonso y Chaves (2013) la prueba de Christoffersen parte de observar que, si una aproximación para la cuantificación del VAR captura de manera puntual la distribución condicional de los retornos y sus propiedades, por consiguiente, las excepciones deben ser impredecibles.

La prueba de Christoffersen se divide en dos estadísticos, el de cobertura condicional y el de independencia. El primer estadístico realizado por Christoffersen mide la correcta cobertura condicional del modelo, con un estadístico de máxima verosimilitud que sigue una distribución Chi-cuadrado con 1 grado de libertad, de acuerdo con Alfonso y Chaves (2013) esta prueba se define como:

$$LR_{uc} = -2 \ln[(1 - \alpha)^{n-x} \alpha^x] + 2 \ln \left[\left(1 - \frac{x}{n}\right)^n \left(\frac{x}{n}\right)^x \right] \quad (66)$$

Donde: x representa el número de excepciones en la muestra, n el número total de observaciones y α es la propensión esperada teórica. Por otra parte, el segundo estadístico mide la independencia del modelo por medio de la siguiente expresión:

$$LR_{ind} = -2 \ln[(1 - \bar{\pi}_2)^{n_{00}+n_{11}}] + 2 \ln[(1 - \bar{\pi}_{01})^{n_{00}} \bar{\pi}_{01}^{n_{01}} (1 - \bar{\pi}_{11})^{n_{10}} \bar{\pi}_{11}^{n_{11}}] \quad (67)$$

Donde LR “Likelihood ratio” sigue una distribución Chi-cuadrado con un grado de libertad, donde n_{ij} representa el número de parejas ordenadas de excesos en los datos donde i representa el momento $(t - 1)$ y j el momento t , siendo cero el estado en el cual la pérdida del portafolio es menor que el VaR estimado, y 1 cuando el retorno actual es mayor que el VaR estimado. Los valores de n_{ij} están dados por:

$$\bar{\pi} = \frac{n_{01} + n_{11}}{n_{00} + n_{10} + n_{01} + n_{11}}$$

$$n_{01} = \frac{n_{01}}{n_{00} + n_{01}} \quad (68)$$

$$n_{11} = \frac{n_{11}}{n_{10} + n_{11}}$$

Respecto al estadístico de independencia formulado en la prueba de Christoffersen, Torres y Calderón (2015) afirman que, la finalidad de este es lograr identificar los momentos del tiempo seguidos en los que los valores de la serie se encuentran por fuera del intervalo de pronóstico.

Posterior a la aplicación de los estadísticos de cobertura condicional y el de independencia se cuantifica la prueba de Christoffersen bajo la hipótesis de correcta cobertura e independencia y con una distribución Chi-cuadrado con 2 grados de libertad, siguiendo a Alfonso y Chaves (2013) se afirma que finalmente la prueba se cuantifica mediante:

$$LR_{cc} = LR_{uc} + LR_{ind} \quad (69)$$

2.5.3 Teoría de valor extremo (TVE).

2.5.3.1 Definición teoría de valor extremo (TVE)

La inestabilidad de los mercados financieros ha causado que eventos raros o extremos se presenten de manera constante, Alcalde (2005) refiere que dicha inestabilidad

financiera mundial refleja la necesidad potencial de utilizar herramientas que en la cuantificación del valor en riesgo financiero consideren o estimen los valores o eventos extremos en sus distribuciones.

La TVE emerge como una herramienta estadística para medir y cuantificar eventos raros o eventos de extremos de ocurrencia mínima, que se ubican o presentan en las colas de distribución. Salinas, et al. (2010) refieren que la TVE otorga los fundamentos necesarios para la cuantificación y el modelamiento estadístico de eventos extremos, así como el cálculo de medidas de riesgo extremo. “La teoría del valor extremo (EVT, por sus siglas en inglés) es una técnica que estudia la importancia de los eventos atípicos” (Mora, 2010, p. 79).

Jorion (2007) afirma que el ímpetu en el campo estadístico para desarrollar la TVE proviene de tragedias históricas como la inundación de 1953 en Holanda, por el colapso de los diques marinos de contención, conllevando a que dicha nación usara las herramientas de la TVE para reconstruir los diques con la altura necesaria previendo los posibles eventos o sucesos extremos que podían ocasionarse. Los valores atípicos o extremos en un activo financiero pueden ser definidos como las observaciones mínimas y máximas de un activo respecto a su rendimiento en un horizonte de tiempo determinado. Señalan Mögel y Auer (2017) que la evidencia empírica refleja que la cuantificación del VAR bajo enfoques de la TVE tiende a considerarse superior que la mayoría de los métodos convencionales del VAR.

Siguiendo a Balzarotti (2001) se elude que las colas de las distribuciones pueden tomar datos de riesgo operativo, precios de mercado, riesgo crediticio, riesgo de aseguramiento o cualquier otro dependiendo el campo de conocimiento en que sea aplicado, pero independientemente del tipo de datos muestrales la TVE proporciona herramientas necesarias para una correcta cuantificación de los eventos extremos.

La complejidad de los mercados ha conllevado a usar teorías robustas para la medición o cuantificación del riesgo, Cerović y Karadžić (2015) señalan que la TVE es una herramienta eficaz, que se usa cada vez más en la cuantificación del VAR. Al respecto Jorion (2007) afirma que cuando se presentan niveles de confianza altos la distribución normal subestima pérdidas potenciales y es el momento donde la administración del

riesgo tiene que recurrir a herramientas robustas como las proporcionadas por la TVE, que a través de las colas extremas de la distribución ayudan a plantear curvas suaves para poder estimar dichas pérdidas potenciales

Cerović y Karadžić (2015) señalan que para determinar el riesgo de x_1, x_2, \dots, x_n variables aleatorias con distribución desconocida $f(x)$ durante un período de tiempo t . La función acumulativa de la distribución de pérdidas se denomina como f_l donde: $f_l(x) = P(L \leq x)$. El VAR con un nivel de significancia (0.01 o 0.05) es en realidad un cuantil α de la distribución $f_l(x)$ y representa el número real más pequeño de la inequación $f_l(x) \geq \alpha$, es decir:

$$VAR_\alpha = \inf(x | F_L(x) \geq \alpha) \quad (70)$$

2.5.3.2 Fundamento teoría de valor extremo (TVE).

La TVE es una herramienta estadística para estimar o cuantificar el tamaño y frecuencia de eventos atípicos, vinculada al campo del riesgo financiero tiene como base o fundamento teórico a la distribución generalizada de Pareto. Jorion (2007) señala que esta distribución incluye otras distribuciones como la de Pareto y normales como casos especiales.

- Distribución generalizada de Pareto

$$G_{(x|\mu,\sigma,\gamma)} = \begin{cases} 1 - (1 + \gamma \frac{x - \mu}{\sigma})^{-\frac{1}{\gamma}}, & \gamma \neq 0 \\ 1 - \exp\left(-\frac{x - \mu}{\sigma}\right), & \gamma = 0 \end{cases} \quad (71)$$

Con parámetro de ubicación μ , de escala σ y de forma γ ($-\infty < \gamma < \infty, \sigma > 0, -\infty < \mu < \infty$).

Mögel y Auer (2017) exponen que la estimación del VAR bajo la TVE es destacable porque se ocupa del proceder asintótico de los extremos y, en consecuencia, se representa como una herramienta natural para modelar el VAR.

Siguiendo a Cerović y Karadžić (2015), Mögel y Auer (2017), y Zhao et al (2020) describen que las distribuciones de los modelos derivados de la TVE incluyen tres

parametros: De forma, de ubicación y de escala, además las distribuciones estandares de los modelos derivados de la TVE son:

Distribuciones de valores extremos

- Distribución Fréchet

$$\phi_a(x) = \begin{cases} 0 & x \leq 0 \text{ y } a > 0 \\ \exp(-x^{-a}) & x > 0 \text{ y } a > 0 \end{cases} \quad (72)$$

- Distribución Weibull

$$\varphi_a(x) = \begin{cases} \exp(-x^a) & x \leq 0 \text{ y } a > 0 \\ 1 & x > 0 \text{ y } a > 0 \end{cases} \quad (73)$$

- Distribución Gumbel

$$\Lambda(x) = \exp\{-e^{-x}\} \quad x \in \mathcal{R} \quad (74)$$

Aunque también afirman que existe una distribución que se ajusta a la TVE e incluye las distribuciones estándares.

- Distribución generalizada de valores extremos (GEVD)

$$H_\xi(x) = \begin{cases} \exp(-(1 + \xi x)^{\frac{1}{\xi}}) & \xi \neq 0 \\ \exp\left(-\exp\left(-\frac{x-y}{\delta}\right)\right) & \xi = 0 \end{cases} \quad (75)$$

2.5.3.3 Modelos derivador de la teoría de valor extremo (TVE)

Modelo de bloques máximos.

Este modelo se enfoca en el estudio o análisis de los máximos valores de la distribución de pérdidas, planteando o proponiendo descomponer las series de datos de retornos financieros en bloques y luego denotar por cada bloque los valores máximos encontrados. Es decir, las series de tiempo son divididos en bloques, estos bloques

pudiesen ser determinados por semanas, meses, años, etc. Rufino (2011) señala que el valor máximo de cada bloque se denota por $M_n = \max\{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ donde x es una serie de variables aleatorias.

Siguiendo a Mögel y Auer (2017) se puede cuantificar el VAR bajo esta metodología mediante: Suponiendo que se tiene una secuencia de datos o variables aleatorias distribuidas de forma independiente x_1, x_2, \dots, x_n con la función de distribución desconocida $f(x) = P(x_t \leq x)$ y definiendo máximo de un bloque de n observaciones como $M_n = \max(x_1, x_2, \dots, x_n)$. A medida que aumenta el tamaño del bloque se sugiere el uso de la distribución generalizada de valores extremos para modelar el VAR bajo este modelo. Por tanto el límite para el bloque máximo M_n se expresa mediante el teorema planteado por Fisher y Tippett (1928) y Gnedenko (1943).

$$\frac{M_n - b_n}{a_n} \xrightarrow{d} H \quad (76)$$

Donde: Si existen constantes de que $a_n > 0, b_n \in \mathbb{R}$, así como función no degenerada H , entonces H , puede pertenecer a una de las distribuciones estándares: Fréchet, Weibull o Gumbel. Mögel y Auer (2017) señalan que este teorema es usado en diferentes modelos de cuantificación del VAR derivados de la TVE.

El teorema planteado por Fisher y Tippett (1928) y Gnedenko (1943) ilustra que los máximos normalizados M_n de una serie de datos o variables independientes siguen una distribución estándar, pero mediante de éste no se puede conocer o especificar de antemano el tipo de distribución. Por tanto, Mögel y Auer (2017) proponen usar la distribución generalizada de valores extremos concebida por Jenkinson y Von Mises, ya que esta incluye las tres distribuciones estándares. Con x tal que $1 + \xi x > 0$. Mediante $\xi = \vartheta^{-1} > 0$ ($\xi = -\vartheta^{-1}$) para la distribución Fréchet y Weibull, e interpretando la distribución Gumbel como el caso límite para $\xi = 0$.

$$H_{\xi, \gamma, \delta}(x) = \begin{cases} \exp\left(-\left(1 + \xi \frac{x - y}{\delta}\right)^{-\frac{1}{\xi}}\right) & \text{si, } \xi \neq 0 \\ \exp\left(-\exp\left(-\frac{x - y}{\delta}\right)\right) & \text{si, } \xi = 0 \end{cases} \quad (77)$$

Para $1 + \xi \frac{x-y}{\delta} > 0$, donde γ y δ son los parámetros de ubicación y escala que representan las constantes desconocidas, esta es la distribución limitante de los máximos no normalizados. Siguiendo a Cerović y Karadžić (2015), Mögel y Auer (2017) Se afirma que el VAR bajo esta metodología y dado un nivel de confianza se cuantifica mediante:

$$VAR_{t+1,\alpha} = \begin{cases} \gamma - \frac{\delta}{\xi} (1 - (-\ln(1 - \alpha))^{-\xi}) & \text{si, } \xi \neq 0 \\ \gamma - \delta \ln(-\ln(1 - \alpha)) & \text{si, } \xi = 0 \end{cases} \quad (78)$$

Este método es considerado el método tradicional de los derivados de la TVE, aunque en la práctica es cada vez menos usado, puesto que presenta desventajas respecto de otros métodos. Señalan Cerović y Karadžić (2015) que la gran desventaja del método de bloques máximos es el hecho de que sólo usa un valor extremo para cada bloque diseñado. Por otra parte, Mögel y Auer (2017) señalan que mediante este modelo se suelen ignorar extremos potenciales dentro de los bloques.

Método de pico sobre umbral

Mediante este método de cuantificación se establece un umbral de la serie de tiempo, los retornos de la serie de tiempo que sobrepasen dicho umbral son considerados como valores extremos o atípicos. Gencay y Selcuk (2004) afirman que en la práctica la aplicación de este método es muy usado, puesto que es muy eficiente ante datos o series de tiempo limitadas.

La aplicación de este método puede tomar distribuciones paramétricas o semi-paramétricas, aunque siguiendo Cerović y Karadžić (2015) se expone que la distribución más usada para cuantificar el VAR bajo este método es la distribución Generalizada de Pareto.

Cerović y Karadžić (2015) exponen el proceso o pasos a seguir para cuantificar el VAR bajo este método. Inicialmente se debe marcar un cierto umbral u de una serie de datos de retornos diarios r_t , por tanto el retorno que excede el umbral ocurre el día i , este modelo se enfoca en: $(t_i, r_{t_i} - u)$. Este modelo estudia la distribución condicional de $r =$

$x + u$, que es para $r \leq x + u$, dado que este supere el umbral diseñado, $r > u$, de la siguiente forma:

$$P(r \leq x + u | r > u) = \frac{P(u \leq r \leq x + u)}{P(r > u)} = \frac{P(r \leq x + u) - P(r \leq u)}{1 - P(r \leq u)} \quad (79)$$

Usando la distribución generalizada de Pareto en la modelación, mediante:

$$G_{\gamma, \psi(u)}(x) = \begin{cases} 1 - \left(1 + \frac{yx}{\psi(u)}\right)^{-\frac{1}{\gamma}}, & \gamma \neq 0 \\ 1 - \exp\left(-\frac{x}{\psi(u)}\right), & \gamma = 0 \end{cases} \quad (80)$$

Donde: $\psi(u) > 0, x \geq 0$ para $\gamma \geq 0$, y $0 \leq x \leq -\psi(u)/\gamma$ cuando $\gamma < 0$. Concluyendo que la distribución condicional de r , si $r > u$, con parámetros γ y $\psi(u) = \alpha + \gamma(u - \beta)$. Donde $\psi(u)$ es el parámetro de escala, y γ es el parámetro de forma.

En la práctica el principal problema que presenta este modelo es la correcta estimación o elección del umbral. Cerović y Karadžić (2015) relatan que usualmente este problema se resuelve mediante:

Para un umbral elevado u_0 , se debe dejar que el exceso de $r - u_0$ siga la distribución Generalizada de Pareto con los parámetros γ y $\psi(u_0)$, donde $0 < \gamma < 1$. Por tanto, el exceso medio por encima del umbral es:

$$E(r - u_0 | r > u_0) = \frac{\psi(u_0)}{1 - \gamma} \quad (81)$$

Esta función de exceso medio $e(u)$, se define para cada $u > u_0$ como:

$$e(u) = E(r - u | r > u) = \frac{\psi(u_0) + \gamma(u - u_0)}{1 - \gamma} \quad (82)$$

La función de exceso medio para un valor dado y , que contiene una función lineal de exceso $u - u_0$ se forma mediante:

$$e_t(u) = \frac{1}{N_u} \sum_{i=1}^{N_u} (r_{t_i} - u) \quad (83)$$

Donde N_u es el número de retornos que exceden el umbral u , y r_{t_i} son los retornos datos. Dicho umbral u se elige de modo que la función de exceso media sea aproximadamente

lineal para $r > u$. para la probabilidad dada P en la cola superior, la cuantia $(1 - p)$ de retornos r_t es:

$$VAR = \begin{cases} \beta - \frac{\alpha}{\gamma} \{1 - [-D \ln(1 - p)]^{-\gamma}\} & \gamma \neq 0 \\ \beta - \alpha \ln[-D \ln(1 - p)] & \gamma = 0 \end{cases} \quad (84)$$

Donde D es usualmente el número de días de negociación en el intervalo de estudio de referencia, en condiciones normales los mercados marcan 252 jornadas durante un año. Salinas et al. (2010) señalan que la estimación del VAR es más estable con este modelo que con el modelo de bloques máximo.

Parte II. Aplicación de metodologías, análisis de resultados y conclusiones

En este apartado de la investigación se presenta la aplicación de metodologías, su desarrollo y las conclusiones obtenidas del resultado de este estudio.

II. Aplicación de metodologías en el mercado de valores colombiano

3.1 Descripción de datos.

De acuerdo con los objetivos planteados en esta investigación se procedió a seleccionar un conjunto de datos diarios representativos del comportamiento del mercado de renta variable del mercado de valores colombiano en un lapso de tiempo equivalente a cinco años, del 1 de febrero del 2015 al 31 de enero del 2020, considerando en total 1211 observaciones diarias por cada emisora seleccionada. La fuente seleccionada para la recolección de datos es la página web de Capital IQ (<https://www.spglobal.com>).

El índice COLCAP es el índice financiero por sus características considerado el principal índice de referencia del mercado de renta variable colombiano. Este índice está compuesto por las 20 principales emisoras del mercado de valor colombiano en términos de capitalización y liquidez.

En el lapso de tiempo seleccionado para el desarrollo de esta investigación el índice COLCAP conto con 40 distintas comparaciones de canastas y un total de 46 emisoras.

Seguendo el Cuadro 1. Consolidación total de las canastas del índice COLCAP en el período de estudio. se terminaron las emisoras escogidas para simular el comportamiento del mercado de renta variable colombiano. Se seleccionaron las cinco principales emisoras según el análisis de participación realizado en el cuadro antes mencionado, cabe mencionar que estas emisoras fueron seleccionadas partiendo de la premisa de que son las de mayor representación en términos de capitalización y liquidez en el lapso de tiempo seleccionados para llevar a cabo la investigación.

3.2 Aplicación de metodologías.

3.2.1 Optimización de portafolios.

Se optimizó el portafolio de inversión aplicando el modelo de valoración de activos financieros CAPM, buscando la combinación óptima de índice de Sharpe para cada supuesto. Se generaron dos escenarios o supuestos en base a diferentes índices y tasas libres de riesgo de mercados representativos en el periodo antes mencionado (2015 a 2020). Los escenarios considerados para dicha optimización son los siguientes:

- Escenario 1. COLCAP – TES 10 años. (TES10)
- Escenario 2. IPC – Cetes28

Posteriormente a la recopilación de la información diaria de las series de datos de los precios de cierre de las acciones e índices de los escenarios antes mencionados se cuantificaron los rendimientos logarítmicos para cada serie, mediante:

$$\text{rendimiento logarítmico} = \ln\left(\frac{\text{precio}_t}{\text{precio}_{t-1}}\right) \quad (85)$$

Posteriormente a la obtención de los rendimientos logarítmicos y de llevar las tasas libres de riesgos a términos diarios, se cuantificó la serie de exceso de retornos diarios para cada uno de los activos del portafolio y los mercados (índices) planteados en los escenarios, mediante:

$$\text{excesos de retorno} = \text{rendimiento}_t - \text{tasa libre de riesgo diaria}_t \quad (86)$$

Posterior a la cuantificación de los excesos de los retornos o rendimientos diarios de los activos y los mercados se procede a cuantificar los momentos estadísticos de Beta, residuos de grados de libertad y residuos de suma de cuadrados para cada componente implicado en el estudio, mediante la función del estadístico de regresión.

Tabla 2. Estadísticos escenarios propuestos.

ESCENARIOS	ESTADISTICOS	ECOPETROL	PFBCOLOMB	GRUPOSURA	ARGOS	ISA
PORTAFOLIO COLCAP & TES10	BETA	1,547877973	1,243992586	1,067210372	1,124000119	0,979446632
	GRADOS DE LIBERTAD	1208	1208	1208	1208	1208
	SUMA DE CUADRADOS	0,305872014	0,121737844	0,092274237	0,176416727	0,207881428
PORTAFOLIO IPC & CETES28	BETA	0,573272442	0,428165789	0,299256819	0,316414885	0,312285634
	GRADOS DE LIBERTAD	1208	1208	1208	1208	1208
	SUMA DE CUADRADOS	0,469165775	0,229842144	0,175983121	0,269288909	0,276140221

Fuente: Elaboración propia

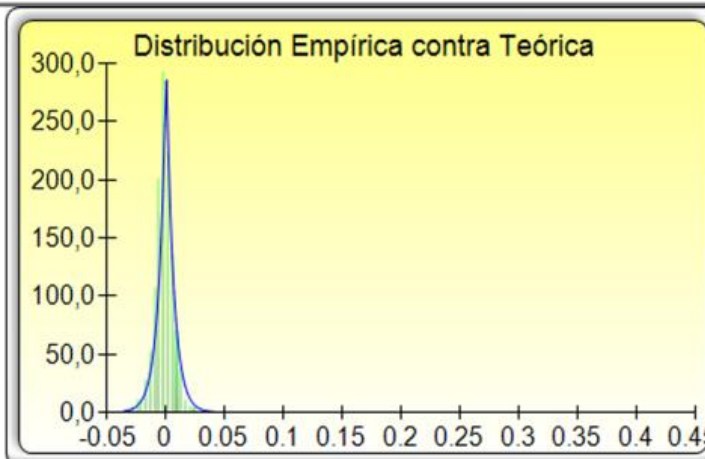
Partiendo de un estadístico beta en base (1), es decir un comportamiento igual al mercado se puede estimar que en los escenarios en que los activos contemplan una beta mayor que la base se consideran un activo agresivo, es decir un activo con una beta superior a uno (1), contempla un mayor riesgo que el mercado y, por lo contrario, si el activo contempla una beta menor que la base se considera un activo defensivo.

Con la finalidad de obtener rentabilidades esperadas dinámicas para los diferentes escenarios propuestos se asignó mediante la herramienta de ajuste de distribución del software RiskSimulator una simulación asignada de distribuciones de probabilidad de los excesos de retornos de los índices seleccionados. El parámetro seleccionado para dicha simulación se realizó bajo la prueba de Kolmogorov Smirnov, arrojando como resultado la distribución de probabilidad que más se ajusta a la serie de datos histórica de los excesos de los retornos en cada escenario, bajo el parámetro Valor-P obtenido.

Grafica 8. Distribución y resumen estadístico escenarios propuestos.

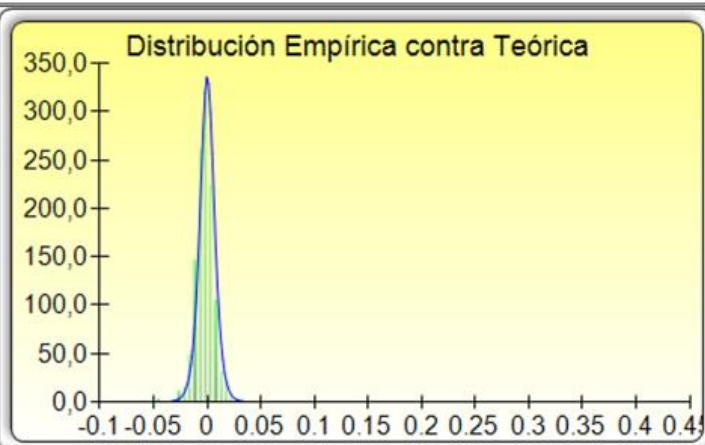
Resumen Estadístico COLCAP & TES10

Supuesto Ajustado	0,00035511	
Distribución Ajustada	Laplace	
Alfa	0,00	
Beta	0,01	
Estadístico Kolmogorov-Smirnov	0,02	
Prueba Estadística para P-Value	0,8496	
	Real	Teórica
Media	0,00	0,00
Desviación Estándar	0,01	0,01
Asimetría	-0,25	0,00
Curtosis	2,02	3,00



Resumen Estadístico IPC & CETES28

Supuesto Ajustado	0,00002770	
Distribución Ajustada	Logística	
Alfa	0,00	
Beta	0,00	
Estadístico Kolmogorov-Smirnov	0,01	
Prueba Estadística para P-Value	0,9954	
	Real	Teórica
Media	0,00	0,00
Desviación Estándar	0,01	0,01
Asimetría	-0,44	0,00
Curtosis	4,37	1,20



Fuente: Elaboración propia. Datos estimados en RiskSimulator

El resumen estadístico obtenido bajo la prueba de Kolmogorov Smirnov refleja que en el escenario COLCAP & TES10 la distribución que mejor agrupa los datos es la distribución Laplace, en contraposición la distribución Logística es la que mejor se ajusta al escenario de datos del IPC & CETES28 en el lapso de tiempo seleccionado. A partir de este ajuste de distribución de excesos se construyó o se determinaron las distintas rentabilidades esperadas dinámica para cada escenario. La rentabilidad esperada de un activo en particular va a depender de una tasa libre de riesgo más un índice de riesgo sistemático determinado beta multiplicado por una brecha entre la rentabilidad del mercado y la rentabilidad libre de riesgo.

Tabla 3. Excesos de retornos, tasas libres de riesgo y rentabilidades diarias esperadas escenarios propuestos.

ESCENARIOS	EXCESOS DE RETORNOS					TASA LIBRE DE RIESGO	RENTABILIDAD ESPERADA				
	ECOPETROL	PFBICOLOMB	GRUPOSURA	ARGOS	ISA	MERCADO	ECOPETROL	PFBICOLOMB	GRUPOSURA	ARGOS	ISA
PORTAFOLIO COLCAP &	0,054967%	0,044176%	0,037898%	0,039915%	0,034781%	0,019372%	0,074339%	0,063547%	0,057269%	0,059286%	0,054153%
PORTAFOLIO IPC & CETES28	0,001588%	0,001186%	0,000829%	0,000876%	0,000865%	0,016276%	0,017863%	0,017461%	0,017104%	0,017152%	0,017140%

fuelle: Elaboración propia

Con la finalidad de obtener la cuantificación estimada del riesgo del portafolio y el riesgo individual para cada activo se cuantifica la varianza de la rentabilidad del mercado ($\sigma_{r_m}^2$) y posteriormente se construyó la matriz de varianzas y covarianzas para el portafolio propuesto. Dicha cuantificación de esta matriz se da mediante las fórmulas varianza (19) y covarianza (20):

Tabla 4. Matriz de varianza – covarianza escenarios propuestos.

ACCIÓN	ECOPETROL	PFBICOLOMBIA	GRUPOSURA	ARGOS	ISA
ECOPETROL	0,00041313650332416	0,00012857346793039	0,00011028957824100	0,00011621230568516	0,00010133716305829
PFBICOLOMBIA	0,00012857346793039	0,00020406417617516	0,00008866041682777	0,00009342162357397	0,00008146368188352
GRUPOSURA	0,00011028957824100	0,00008866041682777	0,00015240227753303	0,00008013652916433	0,00006987907584290
ARGOS	0,00011621230568516	0,00009342162357397	0,00008013652916433	0,00022205185955192	0,00007363169442090
ISA	0,00010133716305829	0,00008146368188352	0,00006987907584290	0,00007363169442090	0,00023592947560569

Fuente: elaboración propia.

Los diferentes valores obtenidos en la matriz de varianza – covarianza dan como premisa $COV_{(ab)} > 0$ es decir, una relación lineal positiva entre los activos que componen el portafolio.

Con los diferentes estadísticos obtenidos en los escenarios propuestos se procede a usar nuevamente el software RiskSimulator con la finalidad de crear un perfil de simulación de optimización del portafolio donde se busca optimizar los escenarios propuestos bajo el supuesto de maximizar índice de SHARPE. Mediante:

$$Sharpe = \frac{r_p - r_f}{\sigma_p} \quad (87)$$

Donde:

r_p rentabilidad esperada del portafolio

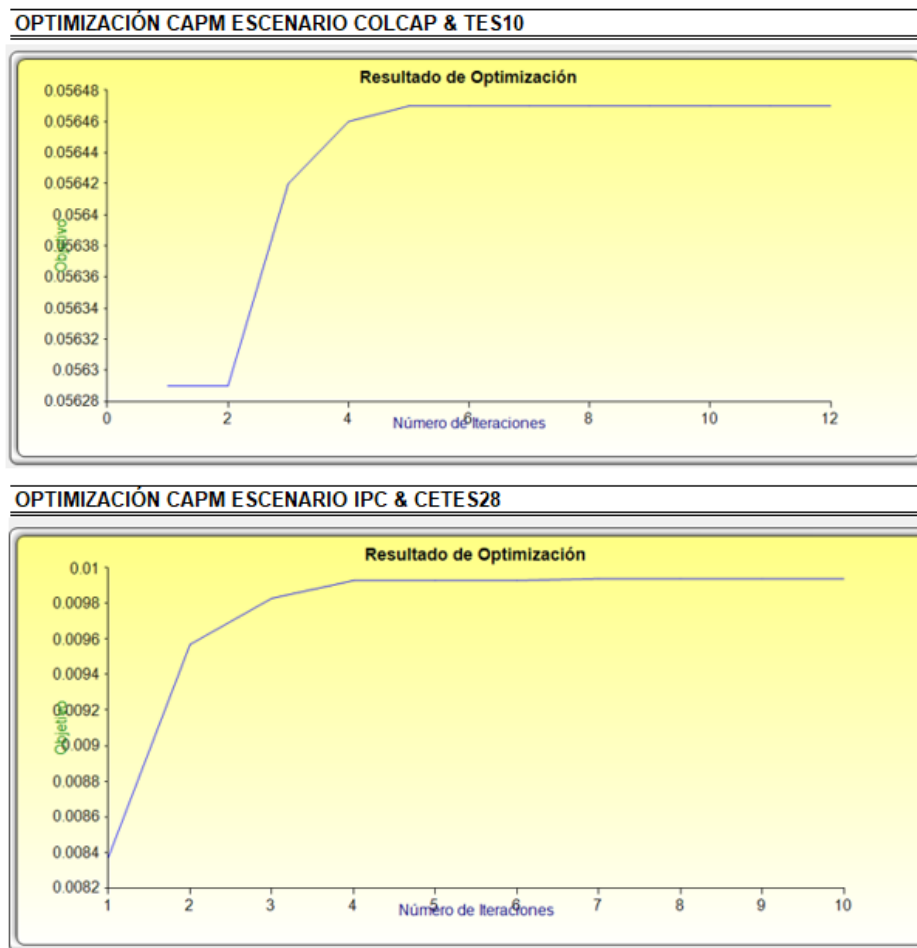
r_f rentabilidad del activo libre de riesgo

σ_p desviación estándar del portafolio

Con la finalidad de correr la optimización se establecen diferentes parámetros para la simulación en cada escenario. Los parámetros establecidos son:

- Número de pruebas de simulación 5000.
- Objetivo propuesto maximizar el índice de Sharpe.
- Variables de decisión: Las participaciones de los activos en el portafolio, bajo la premisa de límites inferiores y superiores de participación en la inversión en términos de 10% a 40% sucesivamente
- Variable de restricción: Sumatoria de participaciones debe ser igual a 1.

Grafica 9. Optimización escenarios propuestos.



Fuente: Elaboración propia. Datos estimados en RiskSimulator

Bajo la premisa de optimización buscando la maximización del índice de Sharpe, se estima contribuir o encontrar el punto que es tangente con la línea o frontera eficiente. Obteniendo como resultado para los cuatros escenarios propuestos los siguientes niveles de participación en el portafolio.

Tabla 5. Optimización de portafolios bajo el índice de Sharpe.

ESCENARIO	PARTICIPACIÓN EN EL PORTAFOLIO				
	ECOPETROL	PFBCOLOMB	GRUPOSURA	ARGOS	ISA
COLCAP & TES10	10,00%	23,75%	33,61%	17,21%	15,43%
IPC & CETES28	10,00%	18,13%	31,84%	20,22%	19,81%

fuelle: Elaboración propia

3.2.2 Aplicación de metodologías del VAR

Delta normal

La aplicación de la cuantificación del VAR bajo esta metodología inicia por recolectar las series de datos diarios históricos de cada activo del portafolio en el lapso de tiempo seleccionado, posterior a la recolección de datos se procede a cuantificar el rendimiento logarítmico individual diario, la media y la desviación estándar.

Posterior a obtener los estadísticos antes establecidos, se deben establecer los parámetros para la cuantificación del VAR. Es decir, el horizonte de tiempo y z asociado al nivel de confianza dado.

Los parámetros establecidos para la cuantificación del VAR bajo esta metodología son:

- Horizonte de tiempo 1 día.
- Nivel de confianza 99% ($z = 2.33$)

Tabla 6. VAR delta normal escenarios propuestos.

ESCENARIO	NIVEL DE CONFIANZA	HORIZONTE DE TIEMPO	VAR DELTA
COLCAP & TES10	99%	1 DÍA	2,339%
IPC & CETES28	99%	1 DÍA	2,452%

Fuente: Elaboración propia

Los resultados obtenidos mediante la aplicación del VAR bajo esta metodología para los dos escenarios de portafolios planteados arrojaron un rango de valores para el VAR de 2,339% a 2,452%, siendo el escenario del portafolio IPC & CETES28 el de mayor valor (2,452%) y el escenario del portafolio COLCAP & TES10 el portafolio que arrojó un menor valor (2,339%).

Delta normal con EWMA

EWMA se presenta como una técnica paramétrica que se fundamenta en el cálculo de la volatilidad dinámica, la cuantificación de la volatilidad dinámica pretende asignar diferentes pesos proporcionales a los valores de la serie de tiempo. Bajo este modelo la cuantificación del riesgo de los activos se calcula bajo una técnica de decaimiento exponencial.

La cuantificación del decaimiento exponencial se logra mediante:

$$\sigma_t^2 = \sum_{i=1}^t (1 - \lambda) \times \lambda^{i-1} \times r^2 \quad (88)$$

Donde:

σ_t^2 = Varianza en momento t.

λ = Factor de decaimiento.

i = Posición del dato en la serie de tiempo.

r = Rentabilidad.

Bajo esta metodología de cuantificación del VAR al igual que en el método delta normal se inicia con la recopilación de las series de datos diarios de cada activo del portafolio, y posteriormente el rendimiento logarítmico individual diario, la media y la desviación estándar.

Posterior a la cuantificación de los estadísticos anteriores se procede a calcular la posición (i), numerando los datos de la serie de tiempo de adelante hacia atrás, es decir, el dato más lejano obtiene el último dato o el máximo valor de i . Una vez calculada la posición (i) se procede a cuantificar el factor de ponderación (λ^{i-1}), y finalmente se

procede a cuantificar los sumandos mediante la rentabilidad al cuadrado ponderada $(Rd^2) \times (1 - \lambda)$.

La sumatoria de los sumandos derivados de la serie de datos histórica ponderada nos da como resultado una varianza dinámica y por ende una volatilidad dinámica para cada escenario propuesto. Los parámetros establecidos para la cuantificación del VAR bajo esta metodología son:

- Horizonte de tiempo 1 día.
- Nivel de confianza 99% ($z = 2.33$)
- Siguiendo a JP. Morgan (1994) el factor de decaimiento recomendado para series de datos diarias es de $\lambda = 0,94$

Tabla 7. VAR EWMA escenarios propuestos.

ESCENARIO	NIVEL DE CONFIANZA	HORIZONTE DE TIEMPO	VAR EMWA
COLCAP & TES10	99%	1 DÍA	2,215%
IPC & CETES28	99%	1 DÍA	2,333%

Fuente: Elaboración propia.

Los resultados obtenidos mediante la aplicación del VAR bajo esta metodología para los dos escenarios de portafolios planteados arrojaron un rango de VAR de 2,215% a 2,333%, dando como resultado de igual forma que en VAR observado bajo la metodología delta normal que el escenario del portafolio IPC & CETES28 es el que arrojó un mayor valor (2,333%) y el portafolio COLCAP & TES10 el portafolio que arrojó un menor valor (2,215%), no obstante con un rango diferencial mínimo entre los valores encontrados.

Simulación histórica.

Los resultados obtenidos bajo esta metodología están en función únicamente de escenarios simulados de los datos históricos de las series otorgando el mismo peso ponderado a la serie de datos, además mediante la aplicación de este modelo no se asume que los datos sigan alguna distribución paramétrica. La cuantificación del VAR bajo la metodología de simulación histórica inicia con la recopilación de las series de datos diarias históricas de los activos del portafolio, a partir de estas series de datos se construyen los rendimientos logarítmicos diarias para la serie.

Una vez obtenidos los rendimientos logarítmicos se procede a construir el VAR del portafolio, se multiplican los rendimientos por la ponderación que tenga cada activo del portafolio, y finalmente mediante la función percentil de las series de datos simulados se cuantifica el VAR con los parámetros establecidos.

Los parámetros establecidos para la cuantificación del VAR bajo esta metodología son:

- Horizonte de tiempo 1 día.
- Nivel de confianza 99% ($z = 2.33$)

Tabla 8. VAR simulación histórica escenarios propuestos.

ESCENARIO	NIVEL DE CONFIANZA	HORIZONTE DE TIEMPO	VAR HISTORICO
COLCAP & TES10	99%	1 DÍA	2,970%
IPC & CETES28	99%	1 DÍA	2,978%

Fuente: Elaboración propia.

Los resultados obtenidos mediante la aplicación del VAR bajo esta metodología para los dos escenarios de portafolios planteados arrojaron un rango de VAR de 2,97% a 2,978%, siendo el escenario del portafolio optimizado bajo el IPC & CETES28 el que arrojó un mayor valor (2,988%) y el portafolio COLCAP & TES10 el portafolio que arrojó un menor valor (2,920%). Manteniendo la constante en términos de obtención mayor en cuantificaciones del VAR bajo la optimización del índice IPC y tasa libre de riesgo CETES28.

Simulación de Montecarlo

La simulación de Montecarlo es un método no paramétrico que parte de la premisa de la cuantificación del VAR bajo la generación de simulaciones de números aleatorios. La cuantificación bajo esta metodología inicia con la recopilación de las series de datos diarias históricas de los activos del portafolio, a partir de estas series de datos se determinan los rendimientos logarítmicos, la media de los rendimientos y la desviación estándar. Además de estos estadísticos se deben establecer los parámetros para la cuantificación del VAR del portafolio.

Los parámetros establecidos para la cuantificación del VAR bajo esta metodología son:

- Horizonte de tiempo 1 día.
- Nivel de confianza 99% ($z = 2.33$)

Posterior a la obtención de los estadísticos antes mencionados, se inicia el proceso de cuantificación de la matriz de varianza covarianza partiendo de la correlación entre los rendimientos diarios de los activos que conforman el portafolio.

A partir de la matriz antes cuantificada, se generan múltiples números aleatorios normales correlacionados aleatorios que simulen la distribución acumulada de la rentabilidad del portafolio. El número de escenarios de números aleatorios correlacionados propuestos para la cuantificación del VAR bajo cada portafolio propuesto fue de diez mil datos o escenarios simulados.

A partir de los escenarios aleatorios generados se procede a cuantificar de forma diaria los rendimientos del portafolio según la ponderación previamente obtenida para cada escenario de optimización planteado. Una vez obtenidos la ponderación de los escenarios simulados se procede a cuantificar el VAR para la serie de datos simulados por cada portafolio propuesto.

Tabla 9. Resultado cuantificación del VAR bajo simulación de Montecarlo frecuencias acumuladas.

ESCENARIO	NIVEL DE CONFIANZA	HORIZONTE DE TIEMPO	VAR S MONTECARLO
COLCAP & TES10	99%	1 DÍA	2,255%
IPC & CETES28	99%	1 DÍA	2,253%

Fuente: elaboración propia.

Los resultados obtenidos mediante la aplicación del VAR bajo esta metodología para los dos escenarios de portafolios planteados arrojando un rango de valores para el VAR de 2,253% a 2,255%, siendo por un diferencial porcentual mínimo el escenario del portafolio basado en optimización bajo los parámetros de COLCAP & TES10 el que arrojó un mayor valor (2,255%) y por consiguiente el portafolio basado en optimización mediante IPC & CETES28 el que arrojó un menor valor (2,253%).

Simulación de Montecarlo con RiskSimulator.

Técnica no paramétrica, el software RiskSimulator se presenta como una herramienta estadística adecuada para determinar el ajuste de distribución de probabilidad que explica mejor la rentabilidad del portafolio, sobre dicha distribución se procede a ejecutar la simulación de Montecarlo y obtener el VAR y el C-VAR de los portafolios propuestos.

Al igual que la metodología de simulación de Montecarlo bajo frecuencias acumuladas esta metodología bajo el supuesto de la mejor distribución inicia por la recopilación de las series de datos diarias históricas de los activos del portafolio, a partir de estas se construyen los rendimientos logarítmicos, la media de los rendimientos y la desviación estándar. Posterior a estos la construcción de dichos estadísticos se debe establecer los parámetros para la cuantificación del VAR y C-VAR del portafolio.

Los parámetros establecidos para la cuantificación del VAR bajo esta metodología son:

- Horizonte de tiempo 1 día.
- Nivel de confianza 99% ($z = 2.33$)
- 5000 simulaciones.

Mediante la herramienta perfil de simulación del software RiskSimulator se procede a realizar una simulación asignada de distribuciones de probabilidad de los excesos de retornos de mercado seleccionados para cada escenario, bajo el supuesto de cuantificación del VAR buscando la mejor distribución de probabilidad para la rentabilidad. De igual manera que en la construcción de los portafolios el parámetro seleccionado para realizar esta prueba es Kolmogorov Smirnov. Los resultados obtenidos bajo esta metodología para el VAR y C-VAR son los siguientes:

Tabla 10. Resultados cuantificación del VAR y C-VAR bajo simulación de Montecarlo.

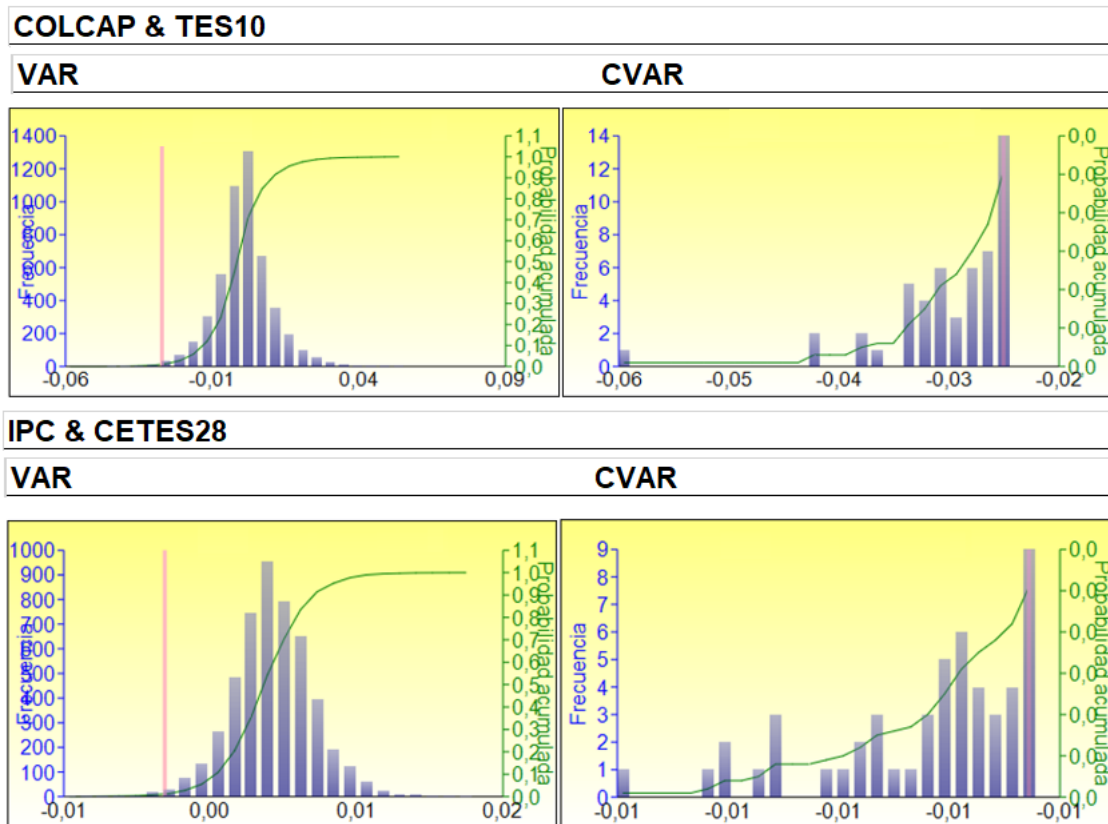
ESCENARIO	DISTRIBUCIÓN AJUSTADA	VAR SMONTECARLO	C-VAR SMONTECARLO
COLCAP & TES10	Laplace	2,780%	3,334%
IPC & CETES28	Logística	0,710%	0,830%

Fuente: Elaboración propia.

Los resultados obtenidos mediante la aplicación del VAR bajo esta metodología mediante el software RiskSimulator para los dos escenarios de optimización de portafolios

planteados arrojando un rango de valores VAR de 0,710% a 2,780%, siendo el escenario del portafolio IPC & CETES28 el que arrojó un menor valor (0,710%), en contraposición a todas las metodologías antes valuadas para la cuantificación del VAR, por su parte, el portafolio COLCAP & TES10 arrojó un valor de (2,780%). De igual forma, los resultados obtenidos referentes al C-VAR presentan una correlación directa con los valuados bajo esta métrica para el VAR, dando un rango de resultados que van desde 0,83% hasta 3,53%, siendo el portafolio IPC & CETES28 el que arrojó un menor valor (0,83%) y el portafolio COLCAP & TES10 el portafolio que arrojó un mayor valor (3,53%).

Grafica 10. Histograma VAR y C-VAR Simulación de Montecarlo bajo RiskSimulator



Fuente: Elaboración propia. Datos estimados en RiskSimulator

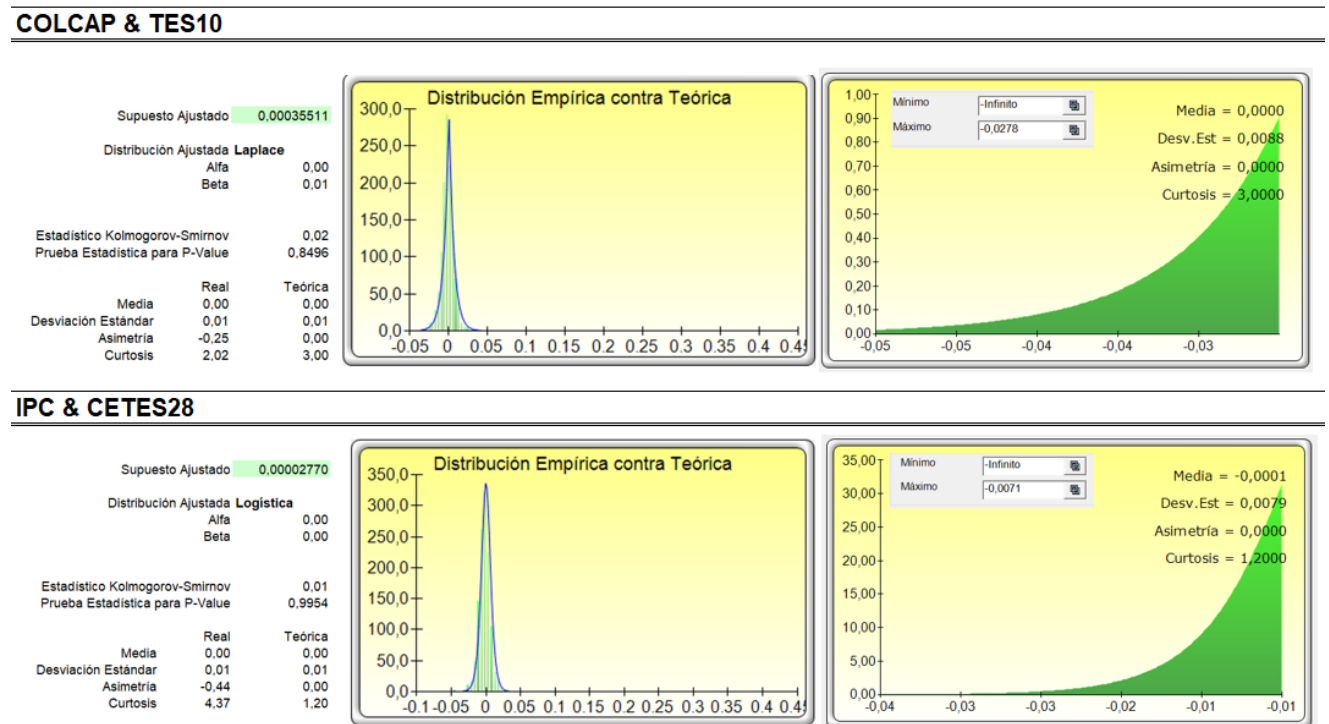
Teoría de valor extremo con RiskSimulator.

La teoría de valor extremo centra o enfoca principalmente su estudio en las colas de distribución de la muestra estadística tomada independientemente de las variables de la

muestra, puesto que es en dichas colas de distribución donde se presenta mayor posibilidad de ocurrencia de eventos raros o extremos.

Bajo la TVE se procede a realizar una simulación de ajuste de distribuciones de probabilidad de los valores extremos con posibilidad de ocurrencia en los excesos de retornos de mercado seleccionados para cada escenario, por tanto, se establece como parámetros de dicho ajuste de distribución los valores desde menos infinito y hasta el VAR encontrado mediante la simulación de Montecarlo. Dando como resultado los siguientes ajustes de distribución para cada escenario propuesto.

Grafica 11. Ajuste de distribución escenarios.



Fuente: Elaboración propia. Datos estimados en RiskSimulator.

La cuantificación del VAR bajo la metodología Teoría de valor extremo con RiskSimulator se deriva de la métrica de cuantificación del VAR bajo la metodología de simulación de Montecarlo RiskSimulator. Los parámetros establecidos para esta metodología de

cuantificación siguen los propuestos para el método de simulación de Montecarlo, los parámetros son:

- Horizonte de tiempo 1 día.
- Nivel de confianza 99% ($z = 2.33$)
- 5000 simulaciones.

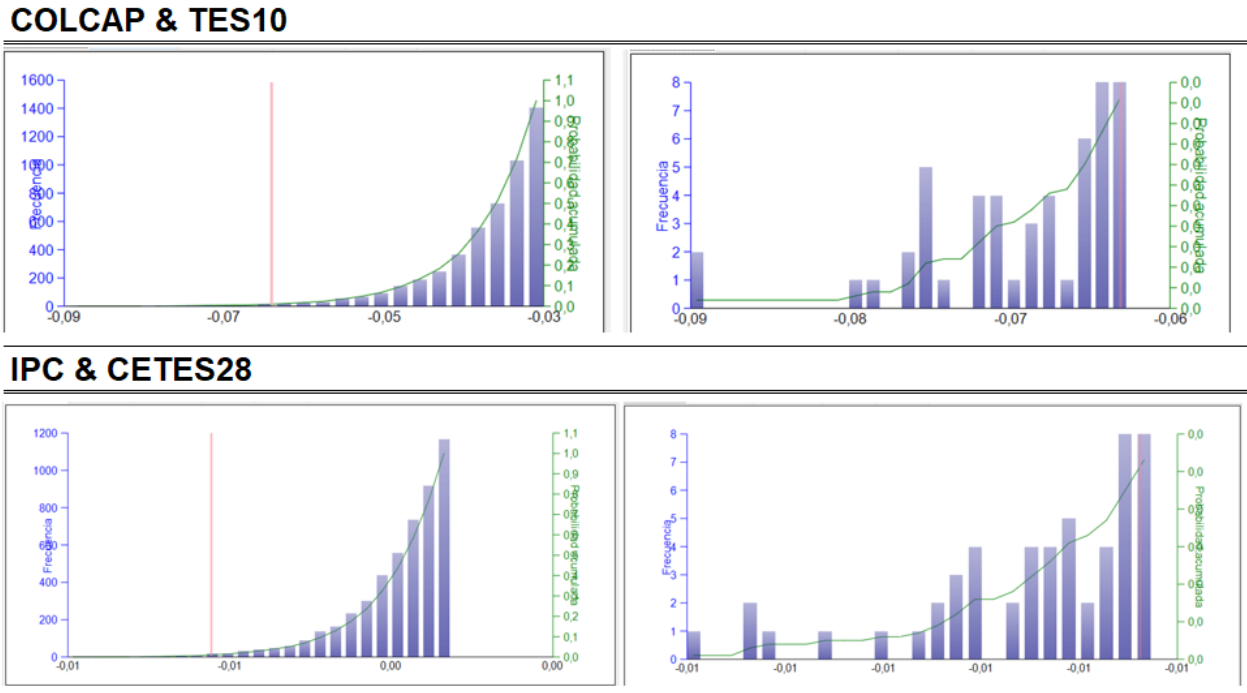
Tabla 11. Resultados cuantificación del VAR bajo TVE.

ESCENARIO	DISTRIBUCIÓN AJUSTADA	VAR SMONTECARLO	C-VAR SMONTECARLO
COLCAP& TES10	Laplace	6,500%	7,200%
IPC&CETES28	Logística	0,930%	1,050%

Fuente: Elaboración propia.

Los resultados obtenidos mediante la aplicación del VAR bajo la TVE mediante el RiskSimulator para los dos escenarios de optimización planteados arrojando un rango de valores superiores a los determinados bajo la simulación Montecarlo bajo el mismo software, en esta cuantificación el VAR se encuentra entre un rango de valor de 0,93% a 6,5%, siendo el escenario del portafolio IPC & CETES28 el que arrojó un menor valor (0,93%) y el portafolio COLCAP & TES10 el portafolio que arrojó un mayor valor (6,46%). Por otra parte, los resultados obtenidos referentes al C-VAR siguen la misma línea de resultados que la encontrada en el VAR bajo la TVE dando un rango de valores entre 1,05% a 7,17%, siendo el portafolio IPC & CETES28 el que arrojó un menor valor (1,05%) y el portafolio COLCAP & US10Y el portafolio que arrojó un mayor valor (7,2%).

Grafica 12. Distribución COLCAP & US10Y.



Fuente: Elaboración propia. Datos estimados en RiskSimulator

3.3 Análisis de los resultados.

En el desarrollo de este estudio se cuantificó el VAR bajo ocho métricas diferentes para los diferentes escenarios de portafolios propuestos, con parámetros en términos de horizonte de tiempo de (1) un día y bajo un nivel de confianza del 99%. La consolidación de los resultados obtenidos en la cuantificación del VAR bajo las diferentes metodologías aplicadas se presenta en la tabla (12).

Tabla 12. Consolidado resultados metodologías de cuantificación del VAR.

ESCENARIO	S HISTORICA	EWMA	DELTA NORMAL	S MONTECARLO	SMONTECARLO RiskSimulator	C-VAR RiskSimulator	TVE RiskSimulator	TVE C-VAR RiskSimulator
COLCAP & TES10	2,970%	2,215%	2,339%	2,255%	2,780%	3,340%	6,500%	7,200%
IPC & CETES28	2,978%	2,333%	2,452%	2,253%	0,710%	0,830%	0,930%	1,050%

Fuente: Elaboración propia.

Con la finalidad de comparar y evaluar la eficiencia de las diferentes metodologías aplicadas para la cuantificación del VAR se propone un backtesting mediante el estadístico de Kupiec contrastando los resultados obtenidos.

El estadístico de Kupiec establece diferentes intervalos de confianza en función al tamaño de la muestra del backtesting y el nivel de probabilidad aplicado. En la siguiente tabla se presentan las zonas o regiones de no rechazo según el número de excepciones en las que las pérdidas superaron el valor del VAR.

Tabla 13. Regiones de no rechazo estadístico de Kupiec.

Región de no rechazo para el (x) que las pérdidas exceden el VAR			
Nivel de probabilidad (P)	t = 255 Días	t = 510 Días	T = 1000 días
1,0%	$x < 7$	$1 < x < 11$	$4 < x < 17$
2,5%	$2 < x < 12$	$6 < x < 21$	$15 < x < 36$
5,0%	$6 < x < 21$	$16 < x < 36$	$37 < x < 65$
7,5%	$11 < x < 28$	$27 < x < 51$	$59 < x < 92$
10,0%	$16 < x < 36$	$38 < x < 65$	$81 < x < 120$

Fuente: Elaboración propia, en base en De Lara (2008).

Los parámetros establecidos para realizar el backtesting bajo el estadístico de Kupiec en esta investigación son:

- Tamaño de la muestra 510 observaciones.
- Nivel de probabilidad (P) 1%.

En función de los parámetros establecidos se aplicó el estadístico de Kupiec, contrastando los valores obtenidos bajo la cuantificación del VAR bajo cada una de las metodologías usadas, con la serie de datos reales buscando cuantificar las excepciones para cada metodología. Subsiguientemente, se presentan los resultados obtenidos en las pruebas de backtesting en cada uno de los escenarios propuestos.

Tabla 14. Backtesting COLCAP & TES10

COLCAP & TES10

OBSERVACIONES BACKTESTING: 510

MÉTRICAS USADAS	VAR (%):	No. EXCESOS	NIVEL DE EFICIENCIA	CRITERIO DE KUPIEC
SIMULACIÓN HISTORICA	2,970%	9	98,24%	No se rechaza Ho
DELTA	2,339%	9	98,24%	No se rechaza Ho
EWMA	2,215%	216	57,65%	Se rechaza la Ho
SIMULACIÓN DE MONTECARLO	2,255%	2	99,61%	No se rechaza Ho
SMONTECARLO RISKSIMULATOR	2,780%	5	99,02%	No se rechaza Ho
C-VAR SMONTECARLO RISKSIMULATOR	3,340%	0	100%	Se rechaza la Ho
TVE RISKSIMULATOR	6,500%	0	100%	Se rechaza la Ho
TVE C-VAR RISKSIMULATOR	7,200%	0	100%	Se rechaza la Ho

Fuente: Elaboración propia.

Los resultados obtenidos en términos de número de excepciones en las ocasiones que las pérdidas superaron la cuantificación del VAR en el escenario portafolio COLCAP & TES10, reflejan que la metodología de cuantificación del VAR bajo la simulación de Montecarlo es la métrica que mejor se ajusta a la distribución de datos, presentando sólo 2 momentos en los que las pérdidas potenciales superaron el monto calculado en el VAR (2,255%). Otras métricas validas en términos de que no se rechaza la hipótesis planteada en el estadístico de Kupiec son: Simulación histórica, delta normal y simulación de Montecarlo bajo RiskSimulator. Entre tanto las métricas que se rechazan para este escenario son: EWMA, puesto que superan los excesos para caer en la región de confianza, C-VAR y TVE, puesto que no cumplen con la hipótesis planteada en el backtesting y no cumplen con el mínimo de excesos de la región de confianza establecida en el estadístico. Respecto a la cuantificación del VAR y C-VAR bajo la TVE se presenta una sobreestimación de las potenciales pérdidas y, por ende, presenta valores muy altos en la cuantificación del VAR.

Tabla 15. Backtesting IPC & CETES28

IPC & CETES28

OBSERVACIONES BACKTESTING: 510

MÉTRICAS USADAS	VAR (%):	No. EXCESOS	NIVEL DE EFICIENCIA	CRITERIO DE KUPIEC
SIMULACIÓN HISTORICA	2,978%	9	98,24%	No se rechaza Ho
DELTA	2,452%	9	98,24%	No se rechaza Ho
EWMA	2,334%	218	57,25%	Se rechaza la Ho
SIMULACIÓN DE MONTECARLO	2,253%	4	99,22%	No se rechaza Ho
SMONTECARLO RISKSIMULATOR	0,710%	90	82,35%	Se rechaza la Ho
C-VAR SMONTECARLO RISKSIMULATOR	0,860%	81	84,12%	Se rechaza la Ho
TVE RISKSIMULATOR	0,930%	71	86,08%	Se rechaza la Ho
TVE C-VAR RISKSIMULATOR	1,050%	62	87,84%	Se rechaza la Ho

Fuente: Elaboración propia.

Los resultados obtenidos en términos de número de excepciones en las que las pérdidas superaron la cuantificación del VAR en el escenario del portafolio optimizado bajo los parámetros del IPC & CETES28, reflejan que la simulación de Montecarlo bajo el supuesto de frecuencias acumuladas es la métrica que mejor se ajusta a la distribución de datos, presentando 4 excepciones o momentos en los que las pérdidas potenciales superaron el monto calculado en el VAR (2,253%). Otra métrica válida en términos de eficiencia y considerando que no se rechazan las hipótesis planteadas en el estadístico de Kupiec son las métricas delta normal y simulación histórica. Entre tanto las métricas que se rechazan para este escenario son: EWMA, simulación de Montecarlo (VAR y C-VAR) RiskSimulator y la TVE, puesto que no cumplen con la hipótesis planteada en el backtesting. Respecto a la cuantificación del VAR y C-VAR bajo la TVE se presenta una subestimación de las potenciales pérdidas, teniendo una correlación directa entre el resultado bajo esta cuantificación y los estadísticos de la correlación existente entre el mercado y los activos a valorar.

En forma de resumen y consolidación de los resultados obtenidos se presenta una tabla comparativa de las metodologías aplicadas destacando las bondades y/o limitaciones para cada una de estas.

Tabla 16. Bondades y/o limitaciones metodologías aplicadas.

METODOLOGIAS APLICADAS	PORTAFOLIO	VAR	EFICIENCIA Kupiec	BONDADES	LIMITACIONES
Simulación histórica	COLCAP & TES10	2,97%	98,24%	Robusto, fácil de cuantificar y con resultados aceptables en términos de eficiencia	Da el mismo peso a todas las observaciones
	IPC & CETES28	2,98%	98,24%		
Delta normal	COLCAP & TES10	2,334%	98,20%	Metodología de fácil cuantificación, útil ante datos que sigan el supuesto de la distribución normal	Ante eventos en que se generen colas gruesas en la distribución de rendimientos esta metodología presenta limitantes, puesto que no es capaz de captar dichos momentos.
	IPC & CETES28	2,45%	98,43%		
EWMA	COLCAP & TES10	2,22%	57,65%	Metodología que implementa un factor de decaimiento λ con la finalidad de cuantificar el riesgo del portafolio bajo una volatilidad dinámica, dando diferentes pesos a las observaciones.	Ante la ponderación de datos, la eficiencia y el backtesting castigan fuertemente este método, pues ante datos antiguos el factor de ponderación es menor y por ende los resultados de la cuantificación del VAR para dichas observaciones con poco peso en términos de ponderación.
	IPC & CETES28	2,33%	57,25%		
Simulación de Montecarlo	COLCAP & TES10	2,255%	99,61%	Construye y estima el comportamiento de la serie de datos a través de escenario de números aleatorios basados en los rendimientos históricos, entre más grande sean los escenarios un mejor estimador se cuantifica.	Ante una serie de datos pequeña el error muestral de la simulación es considerado alto
	IPC & CETES28	2,253%	99,22%		
SMC RISKSIMULATOR	COLCAP & TES10	2,78%	99,02%	Metodología de simulación bajo la premisa de distribución mejorada mediante el software RiskSimulator, distribución mejorada en termino de los excesos de retornos del mercado, logrando de tal manera una simulación dinámica para los excesos de retornos del portafolio	Dada que la simulación bajo esta metodología se realizó mediante la aplicación del software RiskSimulator, los resultados están condicionados respecto a la correlación de la beta del mercado con cada activo del portafolio. Dando resultados de VAR que aceptables en termino de eficiencia y criterio de Kupiec ante betas superiores a 1, pero subestimando las pérdidas potenciales ante betas inferiores a 1.
	IPC & CETES28	0,71%	82,35%		
C-VAR RISKSIMULATOR	COLCAP & TES10	3,34%	100,00%	Metodología de simulación bajo la premisa de simular los valores esperados de la rentabilidad diaria donde dicha rentabilidad sea inferior al VAR, es decir, en los momentos que supera las pérdidas potenciales estimados por el VAR. De igual manera con el supuesto de distribución mejorada mediante el software RiskSimulator.	Dada que la simulación bajo esta metodología se realizó mediante la aplicación del software RiskSimulator, los resultados están condicionados respecto a la correlación de la beta del mercado con cada activo del portafolio. Dando resultados de VAR que sobre estiman las pérdidas potenciales ante betas superiores a 1 y las subestiman ante resultados inferiores a 1.
	IPC & CETES28	0,83%	84,12%		
TVE RISKSIMULATOR	COLCAP & TES10	6,50%	100,00%	Metodología de estudio concentrada en las colas de las distribuciones, con potencial de complemento en el	Sobreestima o subestima las potenciales pérdidas correlación

	IPC & CETES28	0,93%	86,10%	estudio del riesgo bajo momentos de rendimientos extremos.	directa entre beta y sobre o sub estimación
TVE C-VAR RISKSIMULATOR	COLCAP & TES10	7,20%	100,00%	Metodología de estudio concentrada en las colas de las distribuciones, con potencial de complemento en el estudio del riesgo bajo momentos de rendimientos extremos.	Sobreestima o subestima las potenciales pérdidas correlación directa entre beta y sobre o sub estimación
	IPC & CETES28	1,05%	87,80%		

Fuente: Elaboración propia.

IV. Conclusiones

El desarrollo de esta investigación se inició con la incógnita de determinar ¿Cuál metodología de cálculo del VAR convencional y no convencional cuantifica un nivel de eficiencia óptimo bajo el supuesto del CAPM en mercados no desarrollados para un portafolio accionario representativo del mercado de valores colombiano? Por tanto, buscando dar respuesta a la incógnita planteada se estableció como objetivo principal de la investigación “determinar el nivel de eficiencia óptimo del valor en riesgo mediante la aplicación de metodologías de cálculo convencionales y no convencionales del VAR”. Lo que nos indujo a establecer como hipótesis principal de la investigación, que: “El modelo de simulación de Montecarlo, es la metodología que estima de forma más eficiente el valor en riesgo bajo el supuesto del CAPM en mercados no desarrollados para un portafolio accionario representativo del mercado de valores colombiano”.

De acuerdo con los resultados obtenidos en el desarrollo de esta investigación, se comprueba la hipótesis general planteada, la metodología de la simulación de Montecarlo bajo el supuesto de frecuencias acumuladas valuada bajo el contraste estadístico de Kupiec, es la métrica de cuantificación del VAR que presenta mayor nivel de eficiencia en cada uno de los escenarios propuestos en mercados no desarrollados.

En la Tabla 17 se presentan los resultados obtenidos mediante la simulación de Montecarlo bajo el supuesto de frecuencias acumuladas en cada uno de los escenarios estudiados, considerando el nivel de eficiencia y su aceptación o rechazo en el criterio de región de confianza de Kupiec.

Tabla 17. VAR, excesos, eficiencia y criterio de Kupiec simulación de Montecarlo escenarios propuestos.

SIMULACIÓN DE MONTECARLO

OBSERVACIONES

510

BACKTESTING:

ESCENARIOS	VAR	No. EXCESOS	NIVEL DE EFICIENCIA	CRITERIO DE KUPIEC
COLCAP & TES10	2,255%	2	99,61%	No se rechaza Ho
IPC & CETES28	2,253%	4	99,22%	No se rechaza Ho

Fuente: Elaboración propia.

De acuerdo con los resultados obtenidos y presentados en la tabla anterior se pueden construir las siguientes conclusiones:

- Dados los parámetros de cuantificación del VAR establecidos, horizonte de tiempo de un (1) día y nivel de confianza del 99%, para los escenarios estudiados en mercados no desarrollados, la metodología de la simulación de Montecarlo bajo el supuesto de frecuencias acumuladas valúa de forma eficiente el valor en riesgo, puesto que presenta resultados en un rango de valor de pérdidas potenciales de 2,253% a 2,255%, con un rango de excesos en pérdidas potenciales de 2 a 4 observaciones entre las 510 últimas observaciones diarias y un nivel de eficiencia máximo de 99,61% y mínimo de 99,22%.
- El VAR cuantificado en mercados no desarrollados obtuvo un nivel de eficiencia más elevado que el resultante en mercados desarrollados, con un máximo de eficiencia del 99,61% en el escenario optimizado bajo los parámetros de COLCAP & TES10, no obstante, los resultados en los dos escenarios propuestos cumplen y optimizan el número de veces que las pérdidas potenciales superaron los VAR cuantificados.
- De acuerdo con los parámetros instaurados para el desarrollo del backtesting, 510 observaciones y nivel de probabilidad 1%, el estadístico de Kupiec señala una región de no rechazo o de confianza que va de un rango de excesos de $1 < x < 11$ excesos, por tanto, bajo el criterio de este estadístico y dados los resultados presentados en la tabla 17, se concluye que los resultados obtenidos bajo esta metodología en la cuantificación del VAR en los dos escenarios planteados, presenta óptimos niveles de eficiencia y cumplimiento en base a las regiones de confianza.

Referente a las hipótesis específicas planteadas en esta investigación los resultados obtenidos corroboran las mismas y se sustentan mediante:

- Las métricas de simulación histórica y delta normal consideradas metodologías convencionales de cuantificación del VAR, presentan resultados robustos y adecuados en términos de eficiencia en los escenarios planteados en mercados no desarrollados, puesto que en cada uno de los escenarios planteados los resultados obtenidos bajo estas metodologías se encuentran en la región de confianza establecida por el estadístico de Kupiec para el horizonte de observaciones y nivel de confianza dado, obtuvieron en promedio un nivel de eficiencia de 98%.
- Los resultados obtenidos en esta investigación reflejan que las métricas de cuantificación del VAR convencionales siguen dando resultados aceptables en términos de eficiencia, para que los inversionistas valúen su posición y cobertura al riesgo.
- Referente a los resultados derivados de la aplicación de las métricas de la TVE en esta investigación, se pudo detectar que en ningún escenario su cuantificación fue precisa, puesto que en ocasiones sobreestima y en otras subestima las pérdidas potenciales, por ende, bajo la valuación del estadístico de Kupiec en todos los escenarios planteados los resultados de la TVE se encuentran en región de rechazo.
- En cuanto a la cuantificación derivada de la TVE y bajo el supuesto del software RiskSimulator, los resultados obtenidos en esta investigación tienen o encuentran soporte en Mögel & Auer (2017) que aluden a inferir según los resultados obtenidos en su investigación, que las afirmaciones de reemplazar en general las metodologías de la simulación histórica y delta normal consideradas métodos simples y en la práctica de gran importancia por su nivel de aplicación en entidades financieras, por métodos basados en EVT teóricamente más avanzados pueden ser afirmaciones prematuras.

Otras conclusiones a las que se pudo llegar en el desarrollo de esta investigación fueron:

Para el escenario optimizado mediante los parámetros de COLCAP & TES10 se presentó bajo la metodología de la TVE niveles de eficiencia equivalentes al 100%, con un total de 0 excesos, no obstante, estos resultados no son considerados válidos, puesto que no cumplen con la premisa del estadístico de Kupiec al estar ubicados por fuera del rango de confianza establecido ($1 < x < 11$ excesos). Dado este resultado se puede inferir que no siempre el máximo nivel de eficiencia es adecuado u óptimo, puesto que se corre el riesgo de caer en una sobreestimación de las pérdidas potenciales.

De acuerdo a los resultados obtenidos mediante la metodología de la TVE bajo el supuesto del software RiskSimulator, se puede afirmar que estos están condicionados directamente a los estadísticos resultantes de la correlación existente entre los componentes del portafolio y el índice de referencia en cada escenario, puesto que ante betas superiores a 1 el resultado obtenido en la cuantificación del VAR tiende a sobreestimar las pérdidas potenciales, y en contraposición ante betas inferiores a 1 el resultado de la cuantificación del VAR tiende a subestimar las pérdidas potenciales.

Referente al testeado o prueba retrospectiva, dada la métrica de cuantificación usada para determinar el VAR la prueba de backtesting se debe acoplar a las condiciones planteadas a dicha cuantificación, con la finalidad de realizar el contraste de la misma, es por tal motivo que los resultados en términos de nivel de eficiencia y criterio de región de rechazo o aceptación varían según el contraste realizado en la prueba, según los parámetros establecidos en el estadístico de Kupiec.

La consolidación del VAR bajo las diferentes métricas estudiadas en esta investigación para escenarios planteados en mercados no desarrollados nos da la máxima pérdida esperada bajo el supuesto de parametrización usado, horizonte de tiempo 1 día y nivel de confianza 99%. Dichos resultados obtenidos y el análisis realizado en este estudio, brindan parámetros suficientes a los administradores de riesgo para determinar bajo su criterio qué metodología de cuantificación del VAR se acopla mejor a las series de datos a valuar y a las necesidades a cubrir. De igual manera, La presente investigación realiza un aporte a la teoría financiera en términos de expansión del conocimiento de diferentes metodologías de cuantificación del VAR tomando como referencia un portafolio

conformado por activos del mercado de valores colombiano, en corrección con mercados en desarrollo.

4.1 Líneas de investigación.

Las líneas de investigación que se desprende de este estudio para futuras investigaciones son:

- Expandir esta investigación y valorar su comprobación en portafolios basados en activos de otros mercados emergentes.
- Valorar bajo diferentes métricas de optimización la variación en términos de eficiencia de la cuantificación del VAR bajo metodologías convencionales y no convencionales.
- Abordar las metodologías de cuantificación del VAR convencionales y no convencionales en diferentes escenarios de mercado: Bonos, acciones y derivados.
- Incorporar y profundizar en otras teorías derivadas de la TVE tales como: Transformación Box Cox, estimación de momentos L y sistemas de distribución de Johnson, para la medición del VAR en escenarios derivados del mercado de valores colombiano.

V. Bibliografía

- Acosta, J. (2004). Bursatilización de activos financieros. *Investigación Administrativa*, 6-14.
- Aguirre, A. I., Vaquera, H., Ramírez, M., Valdez, J., & Aguirre, C. A. (2013). Estimación del valor en riesgo en la Bolsa Mexicana de valores usando modelos de heteroscedasticidad condicional y teoría de valores extremos. *Economía Mexicana Nueva Época*, 177-205.
- Alanya, W., & Rodríguez, G. (2016). *ASYMMETRIES IN VOLATILITY: AN EMPIRICAL STUDY FOR THE PERUVIAN STOCK AND FOREX MARKETS*. Lima: PUCP.
- Alcalde, F. B. (2005). *La Teoría de los Eventos Extremos, aplicación para evaluación de riesgos*. Centro de Investigación en Métodos Cuantitativos Aplicados a la Economía y la Gestión, 1-18.
- Alfonso, J. C., & Berggrun, L. (2015). *Introducción al análisis de riesgo financiero*. Bogotá: Ecoe Ediciones.
- Alfonso, J., & Chaves, J. M. (2013). Valor en riesgo: evaluación del desempeño de diferentes metodologías para 5 países latinoamericanos. *Estudios Gerenciales*, 37-48.
- Alonso, J., & Semaán, P. (2009). Cálculo del Valor en Riesgo y Pérdida Esperada mediante R: Empleando modelos con volatilidad constante. *Apuntes de Economía*, 3-15.
- Álvarez, R., Ortega, G., Sánchez, A., & Herrera, M. (2004). EVOLUCIÓN DE LA TEORÍA ECONÓMICA DE LAS FINANZAS: UNA BREVE REVISIÓN. *Semestre Económico*, 105-127.
- Álvarez, P. D., Crespo, A. M., Núñez, F., & Usabiaga, C. (2006). Introducción de elementos autorregresivos en modelos de dinámica de sistemas. *Revista de Dinámica de Sistemas*, 37-66.
- Amate, K. V. (2018). *Modelos ARCH y GARCH; aplicación a series financieras*. Barcelona: Universitat de Barcelona.
- Avella, M., Muñoz, S., & Piñeros, H. (2018). Los Acuerdos Bancarios de Basilea en Perspectiva. *Revista Del Banco De La República*, 107-133
- Bali, T. (2007). A Generalized Extreme Value Approach to Financial Risk Measurement. *Journal of Money, Credit and Banking*, 1613-1649.
- Balzarotti, V., & Delfiner, M. (2001). Teoría de valores extremos aplicada a la medición de riesgos de mercado en Argentina. *Gerencia de Investigación y Planificación Normativa*, 1-18.
- Balzarotti, V., Del Canto, Á., & Delfiner, M. (2001). "Backtesting" Funcionamiento de los requisitos de capital por riesgo de mercado del BCRA. Buenos Aires: Banco Central de la República Argentina.
- Bank for International Settlements. (12 de noviembre de 2020). Bank for International Settlements. Obtenido de Bank for International Settlements:
- Bhattacharyya, M., & Ritolia, G. (2008). Conditional VaR using EVT – Towards a planned margin scheme. *International Review of Financial Analysis*, 382-395.
- Bolsa de Valores de Colombia. (2009). *80 años del Mercado de Valores en Colombia*. Bogotá: BVC. Obtenido de Bolsa de Valores de Colombia.

- Bolsa de Valores de Colombia. (2018). Estructura General de los Índices de la Bolsa De Valores De Colombia. Bogotá: BVC.
- Bolsa de Valores de Colombia. (2018). Metodología para el cálculo del índice COLCAP. Bogotá: BVC.
- Borak, S., Härdle, W., & López, B. (2015). *Statistics of financial markets: an introduction*. Berlin: Springer.
- Brooks, C., Clare, A., Dalle, J., & Persaud, G. (2005). A comparison of extreme value theory approaches For determining value at risk. *Journal of Empirical Finance*, 339-352.
- Brum, X., & Moreno, M. (2008). *Ánalysis y selección de inversiones en mercados financieros*. Barcelona: Profit.
- Bucio, C. (2012). Dependencia y valor en riesgo; un estudio de cópulas de los mercados de capitales de América. CDMX: UNAM.
- Cabrer, B. B. (2004). *Modelos lineales sin estacionalidad*. Valencia.
- Casas, M. M., & Cepeda, E. C. (2008). Modelos ARCH, GARCH y EGARCH: aplicaciones a series financieras. *Cuadernos de Economía*, 287-319.
- Cerović, J., & Karadžić, V. (2015). Extreme value theory in emerging markets: evidence from the Montenegrin stock exchange. *Economic Annals*, 87-116.
- Chaudhuri, A., & Ghosh, S. (2016). *Quantitative Modeling of Operational Risk in Finance and Banking Using Possibility Theory*. New York: Springer.
- Chávez, N. Q. (1997). Modelos ARMA. *Revista Ciencia y Cultura*, 23-30.
- Christoffersen, P. (1998). Evaluating Interval Forecasts. *International Economic Review*, 841-862.
- Chuan Huang, Y. (2004). Value-at-Risk Analysis for Taiwan Stock Index Futures: FatTails and Conditional Asymmetries in Return Innovations. *Review of Quantitative Finance and Accounting*, 77-95.
- Cimpean, L. (2017). *El uso de expectiles en la medición del riesgo. comparativa con el var y con el es*. Madrid: Universidad Complutense de Madrid.
- Cuello, R., Pallares, L., & Wehdeking, E. (2008). Aplicación del Estándar Australiano de Administración del Riesgo AS/NZS 4360:1999 en la empresa GECELCA. *pensamiento y gestión*, 94-112.
- DARŠKUVIENĖ, V. (2010). *Financial Markets*. Lithuania: Vytautas Magnus University.
- Dash, D., Olson, D., & Birge, J. (2011). *Computational Risk Management*. Toronto: Springer.
- De Lara Haro, A. (2011). *Medición y control del riesgo financiero*. México: limusa.
- Denuit, M., Maréchal, X., Pitrebois, S., & Walhin, J.-F. (2007). *Actuarial Modelling of Claim Counts*. West Sussex: John Wiley & Sons Ltd.
- Díaz, A. M., & Aguilera, V. M. (2013). *Introducción al mercado bursátil*. CDMX: McGraw.
- Diez, L. D., & Medrano, M. (2007). *Mercados Financieros Internacionales*. Barcelona: Editorial Dykinson.

- Domínguez, J. D., & Domínguez, J. A. (2015). Estadística para administración y economía. CDMX: Alfaomega.
- Engle, R. (2004). Riesgos y volatilidad: Modelos econométricos y práctica financiera. *Revista Asturiana de Economía*, 221-252.
- Engle, R., & Patton, A. (2001). What good is a volatility model. *Quantitative Finance*, 237-245.
- Fei, W., Ni, H., Zhen, Y., Huang, S., Cai, J., & Yan, W. (2020). Short-term Prediction of GIS Partial Discharge based on ARMA model. *International Conference on High Voltage Engineering and Application (ICHVE)*, 1-4.
- Fender, I., & Lewrick, U. (2017). La suma de todas las partes: El efecto macroeconómico de Basilea III y temas destacados de la reforma. *CEMLA*, 1-28.
- Fernández, V. (2005). Risk management under extreme events. *International Review of Financial Analysis*, 113-148.
- García, Á. B., & Carabias, S. L. (2018). La estimación de la volatilidad en los modelos de valoración de opciones financieras. Madrid: Universidad pontificia de Comillas.
- Gaytán, J. (2018). INDICADORES FINANCIEROS Y ECONÓMICOS: Clasificación de los riesgos financieros. *Mercados y Negocios.*, 123-136.
- Gencay, R., & Selcuk, F. (2004). Extreme value theory and Value-at-Risk: Relative performance in emerging markets. *International Journal of Forecasting*, 287-303.
- Gitman, L. J. (2007). Principios de Administración Financiera. México: Pearson.
- Gómez, D., & López, J. (2002). Riesgos Financieros y Operaciones Internacionales. Madrid: ESIC Editorial.
- Gómez, J. G. (2010). Dinero, banca y mercados financieros. Bogotá: Alfaomega.
- González, A., & Solís, R. (2012). El abc de la regulación bancaria de Basilea. *Análisis Económico*, 105-139.
- González, S., Curto, T., & Caballo, Á. (2017). Test de estrés reversible para el riesgo de crédito. Madrid: Universidad Pontificia Comillas.
- González, R. R. (2019). Los acuerdos de basilea III y la gobernanza financiera. Ciudad de México: UNAM.
- Grajales, C. A., Pérez, F. R., & Venegas, F. M. (2014). A comparative analysis of models for estimating the volatility distribution of financial returns series. Medellín: MPRA.
- Grandio, A., López, P., & López, V. (2008). Mercados financieros e inversión colectiva. Madrid: Netbiblo.
- Gutiérrez, L., & Fernández, F. (2006). Evolución del proceso de regulación bancaria hasta Basilea-2: Origen, características y posibles efectos. *Pecunia*, 23-63.
- Gutiérrez, R., & Salgado, R. (2019). Conditional Extreme Values Theory and Tail-related Risk Measures: Evidence from Latin American Stock Markets. *International Journal of Economics and Financial Issues*, 127-141.
- Härdle, W., Borak, S., & López, B. (2010). *Statistics of Financial Markets*. Berlin: Springer.

- Jeřábek, T. (2020). The Efficiency of GARCH Models in Realizing Value at Risk Estimates. *Acta VŠFS*, 32-50.
- JOHNSON, C. (2001). Value at risk: teoría y aplicaciones. *Estudios de Economía*, 217-247.
- Johnson, N. (1949). Systems of Frequency Curves Generated by Methods of Translation. *Biometrika*, 149-176.
- Jorion, P. (2007). Valor en riesgo: el nuevo paradigma para el control de riesgos con derivados. México: Limusa.
- Levinson, M. (2006). *Guide to Financial Markets*. London: The Economist.
- Londoño, C. A. (2011). Regresión del cuantil aplicada al modelo de redes neuronales artificiales una aproximación de la estructura caviar para el mercado de valores colombiano. *Ensayos sobre Política Económica*, 62-109.
- Malevergne, Y., & Sornette, D. (2006). *Extreme Financial Risks From Dependence to Risk Management*. New York: Springer.
- Mariño, D., & Melo, L. F. (2019). Regresión cuantílica dinámica para la medición del valor en riesgo: una aplicación a datos colombianos. *Cuadernos de Economía*, 23-50.
- Martín, M. (2011). *Mercado de capitales; una perspectiva global*. Buenos Aires: Cengage.
- Melo, L., & Becerra, O. (2005). *Medidas de riesgo, características y técnicas de medición: una aplicación del VAR y el ES a la tasa interbancaria de Colombia*. Bogotá: Banco de la República de Colombia.
- Mögel, B., & Auer, B. (2017). How accurate are modern Value-at-Risk estimators derived from extreme value theory? *Review of Quantitative Finance and Accounting*, 979-1030.
- Montero, J. L. (2007). *Estadística descriptiva*. Madrid: Paraninfo S.A.
- Mora, A. (2010). Estimadores del índice de cola y el valor en riesgo. *Cuadernos de Administración*, 71-88.
- Morales, A. C. (2013). *Mercado de Divisas. De la teoría a la práctica*. CDMX: Alfaomega Grupo editorial.
- Novales, A. C. (1993). *Econometría*. Madrid: McGraw-Hill.
- Pareja, J., Giraldo, J., & Zapata, S. (2017). Riesgo de mercado métodos no paramétricos: caso Hong Kong. *Economía Coyuntural*, 45-80.
- Pareja, J., Giraldo, J., & Zapata, S. (2017). Riesgo de mercado métodos no paramétricos: caso Hong Kong. *Economía coyuntural*, 45-80.
- Pérez, F. R. (2006). Modelación de la volatilidad y pronóstico del precio del café. *Revista Ingenierías Universidad de Medellín*, 45-58.
- Pintarelli, M. (2012). *Intervalos de confianza*. La plata: UNLP.
- Pliego, J. L., & Maya, L. P. (2004). *Estadística I probabilidad*. Madrid: Paraninfo.

- Población, F. (2017). *Financial Risk Management; Identification, Management and Management*. Frankfurt: This Palgrave Macmillan.
- Ramirez R, E., & Ramirez R, P. (2007). Valor en riesgo: modelos conométricos contra metodologías tradicionales. *Análisis Económico*, 181-198.
- Reyes, N. G., Venegas, F. M., & Cruz, S. A. (2018). Un análisis comparativo entre GARCH-M, EGARCH y PJ-RS EV para modelar la volatilidad de Índice de precios y cotizaciones de la Bolsa Mexicana de Valores. CDMX: MPRA.
- Robles, D. F. (2002). Medidas de volatilidad. *Revista Española de financiación y contabilidad*, 1073-1110.
- Rodríguez, G. (2017). Extreme Value Theory: An Application to the Peruvian Stock Market Returns. *Revista Metodos Cuantitativos para la Economía y la Empresa*, 48-74.
- Rodríguez, I. (2017). *Análisis de la metodología de stress test llevada a cabo por la eba*. Madrid: Universidad Pontificia Comillas.
- Rodríguez, J., Pierdant, A., & Rodríguez, e. (2014). *Estadística aplicada II*. CDMX: Grupo editorial Patria.
- Rodríguez, N. (2018). La bolsa de valores de Colombia, su naturaleza y su posición sobre las sociedades comisionistas de bolsa: el planteamiento del Service Level Agreement (SLA) como posible forma de mitigación. *Derecho PUCP*, 265-302.
- Roman Aguilar, A. (2020). *Mercado de Derivados*. CDMX.
- Rossi, G. (2013). La volatilidad en mercados financieros y de commodities. *Invenio*, 59-74.
- Rufino, C. C. (2011). Empirical Comparison of Extreme Value Theory Vis-À-Vis Other Methods of VaR Estimation Using ASEAN+3 Exchange Rates. De La Salle University, Philippines, 9-22.
- Ruiz, B., Altamirano, F., & Tonon, O. (2021). Aplicación del CAPM en Mercados Emergentes: Una revisión teórica. Quito: revistas uees.
- Ruiz, E., & Sust, L. (2013). Introducción al sistema financiero. *Universitat oberta de Catalunya*, 5-34.
- Salas, H. (2003). La teoría de cartera y algunas consideraciones epistemológicas acerca de la teorización en las áreas economico-administrativas. *Contaduría y Administración*, 37-52.
- Salinas, S., Maldonado, D., & Diaz, L. (2010). Estimación del riesgo en un portafolio de activos. *Revista Apuntes del CENES*, 117-150.
- Seymour, A. J., & Polakow, D. A. (2003). A Coupling of Extreme-Value Theory and Volatility Updating with Value-at-Risk Estimation in Emerging Markets: A South African Test. *multinational finance journal*, 3-23.
- Shumway, R., & Stoffer, D. (2017). *Time Series Analysis and Its Applications*. Davis, CA, USA.: Springer.
- Sotelsek, S. D., & Pavón, C. L. (2012). Evolución de los Acuerdos de Basilea: diagnóstico de los estándares de regulación bancaria internacional. *Economía UNAM*, 29-50.

- Tabasi, H., Yousefi, V., Tamošaitiene, J., & Ghasemi, F. (2019). Estimating Conditional Value at Risk in the Tehran Stock Exchange Based on the Extreme Value Theory Using GARCH Models. *Administrative Sciences*, 9-40.
- Tagliafichi, R. (2008). La volatilidad, su cálculo y su incidencia en los precios de los derivados. *Palermo business review*, 5-16.
- Tamayo, R., & Rodríguez, H. P. (2010). Una revisión de los modelos de volatilidad estocástica. *Comunicaciones en Estadística*, 79-98.
- Tapiero, C. (2013). *Engineering Risk and Finance*. New York: Springer.
- Torres, D., & Calderón, J. (2015). Cálculo del VAR bajo retornos no convencionales. Bogotá : Unipiloto .
- Torres, A. (2005). El Acuerdo de Basilea Estado del Arte del SARC en Colombia. *AD-MINISTER*, 114-134.
- Torres, G., & Olarte, A. M. (2009). Valor en riesgo desde un enfoque de cópulas. *AD-MINISTER*, 113-136.
- Triola, M. (2018). *Estadística*. CDMX: Pearson.
- Tsay, R. (2005). *Analysis of Financial Time Series*. Nueva York: John Wiley & Sons.
- Uribe, J. M., & Fernández, J. (2014). Riesgo sistémico en el mercado de acciones colombiano: Alternativas de diversificación bajo eventos extremos. *Cuadernos de economía*, 613-634.
- Uribe, J., & Ulloa, I. (2012). La medición del riesgo en eventos extremos. Una revisión metodológica en contexto. *Lecturas de Economía*, 87-117.
- Ustáriz, L. G. (2003). El comité de Basilea y la supervisión bancaria. *VNIVERSITAS*, 432-462.
- Vanegas, F. M., Torres, V. P., & Tinoco, M. Z. (2010). *Mercados financieros; capitales, deuda y derivados*. Colima: Universidad de Colima.
- Venegas, F. (2008). *Riesgos financieros y económicos. Productos derivados y decisiones económicas bajo incertidumbre*. México: Cengage.
- Xu Zhao, Weihu Cheng, & Pengyue Zhang. (2020). Extreme tail risk estimation with the generalized Pareto distribution under the peaks-overthreshold framework. *Communications in Statistics - Theory and Methods*, 827-844.
- Xu, C., & Shiina, T. (2018). *Risk Management in Finance and Logistics*. Singapore: Springer.
- Zaw, T., Nway, A., & Swe, K. (2020). Combination of ARMA and BPNN model to predict rice type and rice price. *International Conference on Advanced Information Technologies (ICAIT)*, 159-164.

