



UNIVERSIDAD NACIONAL
AUTÓNOMA DE
MÉXICO

UNIVERSIDAD NACIONAL AUTÓNOMA DE MÉXICO

**PROGRAMA DE POSGRADO EN ECONOMÍA
FACULTAD DE ECONOMÍA**

DEPENDENCIA Y VALOR EN RIESGO:
UN ESTUDIO DE CÓPULAS DE LOS
MERCADOS DE CAPITALES DE AMÉRICA

TESIS

QUE PARA OBTAR POR EL GRADO DE:

DOCTOR EN ECONOMÍA

CAMPO DE CONOCIMIENTO:

ECONOMÍA FINANCIERA

PRESENTA:

CHRISTIAN BUCIO PACHECO

DIRECTOR DE LA TESIS:

DR. EDGAR ORTIZ CALISTO

MÉXICO, D.F.
2012





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.

**DEPENDENCIA Y VALOR EN RIESGO:
UN ESTUDIO DE CÓPULAS DE LOS
MERCADOS DE CAPITAL DE AMÉRICA**

CHRISTIAN BUCIO PACHECO

DOCTORADO EN ECONOMÍA, UNAM

México 2012

A tesita y k@rito, mis razones de ser...

y a mi madre por supuesto.

Agradecimientos

Principalmente estoy muy agradecido con mi familia, saben que sin ustedes absolutamente nada hubiese sido posible, me siento muy afortunado por contar siempre con ustedes. Gracias papás por darme todo en la vida, la educación, confianza, apoyo incondicional, etc. Gracias hermanos, Sebas y Sofí, ustedes fueron y son junto con Mayte mi principal incentivo de superación.

Agradecimientos especiales a k@rito y tesita, con su existencia han llenado de luz y alegría mi vida. Caro, fueron momentos muy difíciles, muchas gracias por tu paciencia y perseverancia, te amo. Mayte, mi tesita, no existe nada comparable a ti, absolutamente todo lo que realizo lo hago pensando en ti, te amo!

Gracias a toda mi familia, a mis abuelos, tíos y primos por contribuir enormemente en mi educación. Con gran nostalgia recuerdo mi niñez y adolescencia, gracias abuelos.

También, agradezco a todos mis profesores y amigos, por temor a omitir a algunos de ustedes no les nombro, pero todos ustedes saben a quienes me refero, muchísimas gracias a todos por su gran ayuda y más que nada por su valiosa amistad.

Mención especial y agradecimiento infinito hacia el Dr. Edgar Ortiz Calisto, tutor principal de esta tesis. Muchas gracias Dr., primordialmente por ser la persona que es, sin palabras, simplemente un gran ejemplo. Gracias por su paciencia y enseñanza. En nombre de todos sus alumnos, le agradecemos todo el apoyo y enseñanza que nos brindas día a día. Ojala existiesen muchas mas personas como usted. Gracias Dr.

Gracias igualmente infinitas a la Dra. María Alejandra Cabello Rosales. Cabe decir, parte fundamental junto al Dr. Ortiz de mi orientación académica. Muchas gracias Ale, por todo tu apoyo. Es muy grato y me llena de orgullo el decir ustedes son mis padres académicos. Y mas orgullo es el saber, lo son de muchas generaciones. Gracias.

Agradezco también a mis demás tutores, quienes contribuyeron de manera significativa en esta tesis. Gracias Dr. Pablo Pérez Akaki, me has acompañado desde licenciatura, y siempre me has orientado y encaminado de gran manera. Gracias Dr. Armando Sánchez Vargas, por tus enseñanzas e importantes comentarios. Gracias Dr. Francisco López Herrera, por tu apoyo e inestimables comentarios. A todos ustedes muchísimas gracias.

Gracias a mi universidad, sin igual la mejor universidad, la Universidad Nacional Autónoma de México.

Gracias al Consejo Nacional de Ciencia y Tecnología, su apoyo de beca fue imprescindible. A todos ... Muchas Gracias!

Índice general

Resumen	xv
Abstract	xvii
Introducción	xix
1. Globalización y los Mercados de Capitales	1
1.1. Globalización en los Mercados de Capitales	1
1.2. Integración y Dependencia de Mercados de Capitales	4
1.3. Mercados de Capitales	6
1.3.1. Mercados de Capitales de América	18
1.4. Estructura y Asimetrías en Desarrollo de los Mercados de Capitales de América	20
2. Teoría de Cópulas	31
2.1. Teoría y Modelación de Cópulas	32
2.1.1. Elementos Estadísticos Básicos	32

2.1.2.	Definición y Propiedades Principales de las Cópulas	35
2.1.3.	Familias de Cópulas	39
2.2.	Evidencia de Cópulas	43
2.3.	Dependencia y Cópulas	45
2.3.1.	Cópulas y su Importancia	45
2.3.2.	Medidas de Dependencia en las Finanzas	46
2.3.3.	Medidas de Dependencia	47
2.3.4.	Medidas de Dependencia vía Cópulas	53
2.4.	Estimación de los Parámetros de la Cópula	59
3.	Cópulas y Valor en Riesgo	61
3.1.	Diversificación de Portafolio y Administración de Riesgos	61
3.1.1.	La Importancia del Riesgo	62
3.1.2.	Riesgos y Diversificación de Portafolio	63
3.1.3.	Administración de Riesgos y VaR	66
3.2.	Valor en Riesgo	68
3.3.	Valor en Riesgo y Medidas Alternativas	70
3.3.1.	VaR Delta-Normal	71
3.3.2.	VaR de Volatilidad Condicional (Modelos GARCH)	73
3.3.3.	VaR de Simulación Histórica	76
3.3.4.	VaR de Simulación Monte Carlo	79

3.4. Valor en Riesgo con Cópulas	82
4. Modelación y Análisis Empírico	87
4.1. Evidencia Empírica	87
4.1.1. Estadísticos Descriptivos	92
4.2. Estimación de las Cópulas	96
4.2.1. Estimación de los parámetros de las Cópulas	96
4.2.2. Estimación y Análisis de Dependencia vía Cópulas	98
4.3. Estimación del Valor en Riesgo y del Valor en Riesgo vía Cópulas	105
Conclusiones	111
Apéndice	117
Bibliografía	141

Índice de gráficas

1.1. Capitalización Mundial	9
1.2. Capitalización de Mercados de Capitales Desarrollados	9
1.3. Capitalización de Mercados de Capitales Emergentes	11
1.4. Valor Negociado de los Mercados de Capitales Mundiales	12
1.5. Valor Negociado de los Mercados de Capitales Desarrollados	13
1.6. Valor Negociado de los Mercados de Capitales Emergentes	14
1.7. Número de Compañías Enlistadas en los Mercados de Capitales	15
1.8. Número de Compañías Enlistadas en los Mercados de Capitales Desarrollados	16
1.9. Número de Compañías Enlistadas en los Mercados de Capitales Emergentes	17
1.10. Capitalización de Mercado de los Mercados de Capitales de América	22
1.11. Valor Negociado de los Mercados de Capitales de América	23
1.12. Número de Compañías Enlistadas en los Mercados de Capitales de América .	25
1.13. Rotación de los Mercados de Capitales de América	26
1.14. (Capitalización de Mercado / PIB) de los Mercados de Capitales de América	29

1.15. (Valor Negociado / PIB) de los Mercados de Capitales de América	30
3.1. Valor en Riesgo en una Distribución Normal	70
4.1. Índices Bursátiles de América	88
4.2. Índices Bursátiles de América (US Dólares)	89
4.3. Índices Bursátiles de América (US Dólares) - Base 100-1992	90
4.4. Rendimientos de los Índices Bursátiles de América (US Dólares)	91
4.5. Estadísticos Descriptivos de los Rendimientos de los Índices Bursátiles de América	95
4.6. Simulación de las Cópulas de los Mercados de Capitales de América	99

Índice de cuadros

1.1. PIB de los países de América	28
4.1. Parámetros de las Cópulas de los Mercados de Capitales de América	97
4.2. Medidas de Dependencia vía Cópulas de los Mercados de Capitales de América	101
4.3. Medidas de Valor en Riesgo de los Mercados de Capitales de América	107

Resumen

En esta tesis se analiza tanto la problemática de la dependencia entre los mercados de capitales de América así como también las pérdidas potenciales de portafolios bilaterales entre dichos mercados de capitales. En primer lugar, se identifican los grados de dependencia existente entre los principales mercados de valores latinoamericanos y su relación con los mercados de capitales de Norteamérica. En segundo lugar, se identifican y analizan las pérdidas potenciales de estos mercados de capitales. Tomando como punto de partida recientes desarrollos de la economía financiera se hace uso de la teoría de cópulas para analizar la dependencia entre los mercados del hemisferio occidental; y asimismo se determina el impacto de la diversificación internacional de portafolios, analizando las pérdidas potenciales empleando diversas metodologías de Valor en Riesgo: VaR Delta-Normal, VaR GARCH, VaR Simulación Histórica, VaR Simulación Monte Carlo, y VaR Cópula. Las cópulas utilizadas en esta tesis, tanto para el análisis de la dependencia como del Valor en Riesgo, son cópulas de la familia elíptica. El período de análisis comprende series de tiempo diarias para un período de 18 años, 1992-2009. La muestra de estudio comprende nueve índices bursátiles: Merval por Argentina, BOVESPA por Brasil, IPSA por Chile, IGBC por Colombia, IPC por México, IGBVL por Perú, IBC por Venezuela, S&P TSX por Canadá y S&P 500 por Estados Unidos. La evidencia empírica de esta tesis prueba una cambiante y limitada dependencia entre los mercados de capital de Latinoamérica y una relación relativamente alta entre los mercados de capital Norte Americanos. Los resultados también evidencian que las oportunidades de diversificación internacional con activos de los mercados bajo análisis han disminuido con el tiempo; aunque, la diversificación internacional es aún viable. Se establece que las pérdidas potenciales de los mercados de capitales de América muestran ser diferentes debido a los vínculos característicos de cada mercado con el resto de los mercados. Finalmente, se evidenció que las estimaciones obtenidas mediante el uso de la teoría de cópulas se desempeñan mejor que las otras metodologías aquí empleadas. En lo que respecta a Valor en Riesgo, cabe decir, las estimaciones obtenidas a través de la metodología de VaR Cópula resultaron ser más restrictivas, ponderando mayores pérdidas, es decir, no se subestimó el riesgo.

Abstract

This thesis examines both the problem of dependence among the capital markets from the Americas as well as potential losses from bilateral portfolio investments in these markets. First, it is determined the degree of dependency between the main Latin American capital markets and their relationship with the capital markets from North America. Second, this thesis identifies and analyzes potential losses in these stock markets. Taking as its starting point recent developments in financial economics, it applies copula theory to analyze the dependence between markets in the Western Hemisphere and also to determine the impact of international diversification in these markets; it analyzes potential losses employing several methodologies of Value at Risk: Delta-Normal VaR, GARCH VaR, Historical Simulation VaR, Monte Carlo Simulation VaR and Copula VaR. Copulas used in this thesis, both for dependency analysis and Value at Risk, belong to the elliptical copula family. The period of analysis includes daily time series for an 18 years period, 1992-2009. The sample study includes nine stock market indices: Merval from Argentina, BOVESPA from Brazil, IPSA from Chile, IGBC from Colombia, IPC from Mexico, IGBVL from Peru, IBC from Venezuela, S&P TSX from Canada and S&P 500 from United States. The empirical evidence shows a limited and changing dependence among the Latin American capital markets but a moderate to relatively high relationship between the North American capital markets. Results also show that international diversification opportunities with market assets under analysis have declined over time, but they are still present. It follows those potential losses in the Americas' capital markets vary due to different linking characteristics of each market with the other markets. Finally, the evidence suggests that estimates obtained using copula theory perform better than results obtained with the other methods. With respect to VaR it should be emphasized, that estimates obtained through Copula VaR methodology were more restrictive, signaling higher losses, i.e., risk is not underestimated.

Introducción

El desenvolvimiento de una economía depende en gran medida del grado de desarrollo de sus mercados e instituciones financieras. En este respecto, para una economía abierta, es de crucial importancia la asociación de sus mercados de capitales con otros mercados accionarios, particularmente con mercados de su región geoeconómica.

La asociación existente entre mercados regionales al ser un factor de integración económica y financiera es un factor que puede inducir al desarrollo nacional y regional si los flujos de capital de y hacia la región son crecientes y estables de modo que los co-movimientos y correlaciones entre estos mercados no sean motores de la transmisión de turbulencias y crisis financieras y económicas.

Así, un paso sine qua non se puede fomentar el papel de los mercados de capitales en el desarrollo económico es el determinar el grado de asociación (dependencia) de los mercados accionarios de una región que por sus características se le puede reconocer como integradora, como lo es el caso de México en relación al Continente Americano.

Una amplia gama de investigaciones financieras han evaluado la dependencia entre los mercados de capitales. Innumerables estudios también han asociado dependencia a la diversificación internacional de portafolios. Sin embargo, muchos resultados son controvertidos y de evidencia limitada y contradictoria; la metodología de muchos estudios es confinada pues asumen normalidad en la distribución de las series financieras. Aun más, pocos estudios han examinado el caso de los mercados emergentes.

Esta tesis pretende sobreponer dichas limitaciones analizando primeramente la problemática de la dependencia entre los mercados de capitales del hemisferio occidental y como segundo

paso analizando a estos mismos mercados a través de la diversificación de portafolio vía la determinación de pérdidas potenciales entre dichos mercados de capitales.

El objetivo inicial de esta tesis es identificar los grados de dependencia entre un conjunto representativo de mercados de capitales de América. En concreto, analizar la dependencia existente entre los principales mercados accionarios latinoamericanos y su relación con los mercados de capitales de Norteamérica. Como segundo objetivo se plantea identificar y analizar las pérdidas potenciales de estos mercados de capitales.

Tomando como punto de partida recientes desarrollos de la economía financiera esta tesis hace uso de la metodología de cópulas para analizar la dependencia entre los mercados del hemisferio occidental; asimismo aplicando la metodología de cópulas trata la determinación del impacto de la diversificación internacional de portafolios examinando las pérdidas potenciales las cuales son medidas a través de diversas técnicas de Valor en Riesgo (VaR, por sus siglas en inglés), resaltando entre ellas las que se apoyan en el uso de cópulas.

El estudio de la dependencia es de gran importancia ya que de la verificación de la relación existente en este caso entre algunos de los mercados de capitales de América es posible derivar recomendaciones y estrategias tanto para los mercados de capital, gobiernos e inversionistas. Los grados de dependencia ya sean altos, bajos, positivos o negativos conllevan a que los mercados tengan comportamientos diversos, ya sea movimientos de capital similares, disimiles, en un mismo sentido o en diferente sentido. En este respecto su afectación hacia las variables reales de una economía tiene implicaciones importantes. En otras palabras, para el caso de dependencia positiva, mientras más dependencia exista las variables económicas tenderán a moverse con mayor afinidad acentuando la integración económica; y por el contrario con menores grados de dependencia, las variables económicas tenderán a moverse con menor afinidad disminuyendo la integración económica. En el caso de dependencia negativa, mientras más dependencia exista las variables económicas tenderán a moverse con mayor disparidad siendo en diferente sentido el comportamiento de las variables lo cual por consiguiente conlleva a que no existan patrones de integración económica; finalmente con menores grados de dependencia, las variables económicas tenderán a moverse con menor disparidad pero manteniéndose en diferente sentido, lo cual también, pero en menor grado, indica que no existen patrones de integración económica. De esta manera, dependiendo el nivel de dependencia es posible proponer políticas que promuevan el desarrollo de los mercados de capital y se conviertan

así en mecanismos eficientes del financiamiento e inversión real, y por ende del desarrollo económico nacional y regional.

Asimismo, las pérdidas potenciales también son de gran relevancia ya que de su estimación y análisis es posible sugerir recomendaciones y estrategias a los inversionistas en cuanto a la diversificación de sus portafolios, siendo los inversionistas personas físicas, gobiernos o grandes instituciones, entre otros. Las pérdidas potenciales pueden ser de mayor o menor magnitud conllevando a que se tengan menores o mayores grados de aversión al riesgo. En este sentido su afectación hacia la economía es de importancia. Con pérdidas potenciales de mayor magnitud, si estas se realizan, se tienen menores ingresos, lo cual genera un impacto hacia la economía primordialmente del inversionista y consecuentemente a la economía en general. Con pérdidas potenciales de menor magnitud, al realizarse se siguen teniendo menores ingresos pero estos disminuyen en cantidad, por ende la afectación a los inversionistas y la economía es menor. De esta manera, es de gran relevancia la estimación y análisis de las pérdidas potenciales, ya que dependiendo el nivel de pérdida se podrán proponer estrategias de control del riesgo y estabilidad económica que a su vez fomenten el desarrollo de las inversiones y las bolsas de valores sirvan como mecanismo de financiamiento e inversión real.

Ante tales motivos en la presente tesis no se hace uso de la teoría probabilística convencional, dadas sus limitaciones para el análisis de series de tiempo que no se caracterizan por una distribución normal; tomando como punto de partida estudios recientes de la economía financiera se recurre a la teoría de cópulas, en particular a una selección de cópulas de la familia elíptica.

En base a la teoría de cópulas se elaboran análisis sobre el grado de asociación de los principales rendimientos de los índices bursátiles de los mercados emergentes de capital de América Latina: Argentina, Brasil, Chile, Colombia, México, Perú y Venezuela. De esta manera, se determinará la importancia y magnitud de la relación entre estos mercados de capitales y sus relaciones de integración entre sí, con el fin de detectar los grados de dependencia existentes. Además dadas las características económicas financieras globales y de las del continente americano en particular en la presente tesis también se examinan las relaciones que los mercados de capital latinoamericanos mantienen con los mercados de Estados Unidos y Canadá. En este respecto esta investigación identifica la importancia e interrelación a largo plazo entre estos mercados de capitales al medir su integración y dependencia.

Referente a la estimación de las pérdidas potenciales estas son llevadas a cabo mediante las siguientes técnicas de Valor en Riesgo: VaR Delta-Normal, VaR GARCH, VaR Simulación Histórica, VaR Simulación Monte Carlo, y VaR Cópula, basado en cópulas de la familia de cópulas elípticas. Al igual que el análisis de dependencia, la estimación de las pérdidas potenciales es realizada para los mercados de capitales del continente americano antes mencionados.

El período de análisis comprende 18 años, 1992-2009, tomando en cuenta datos de series de tiempo diarias; este período abarca 3,655 observaciones permitiendo que los resultados sean robustos. La muestra de estudio de los mercados de capitales comprende a sus principales índices bursátiles, es decir: Merval por Argentina, BOVESPA por Brasil, IPSA por Chile, IGBC por Colombia, IPC por México, IGBVL por Perú, IBC por Venezuela, S&P TSX por Canadá y S&P 500 por Estados Unidos.

La motivación, objetivo e hipótesis de la presente tesis se deriva de la baja importancia de los mercados de capital emergentes de los países de América Latina para fomentar el desarrollo de sus economías debido a un cambiante y bajo grado de dependencia entre sus mercados de capitales, reduciéndoles a mercados frágiles y de alto riesgo sujetos a las estrategias de los países hegemónicos de la región. Aunque han experimentado un crecimiento espectacular, este se ha reducido a operaciones de los mercados secundarios y muy limitadas emisiones públicas iniciales (inicial public offerings) para apoyar el desarrollo de las inversiones reales. Su crecimiento ha dado también lugar a un mayor grado de integración disminuyendo el potencial de optimización de los inversionistas internacionales y a su vez incrementando el riesgo de dichos portafolios lo que tiende a disminuir los movimientos positivos de inversiones reales y financieras a la región.

En síntesis, la hipótesis a demostrar es el moderado grado de dependencia existente entre los mercados de capitales de Latinoamérica, y el relativamente significativo nivel de dependencia entre los mercados de capital de Norteamérica. Asimismo, manifestar las pérdidas potenciales entre la interacción de estos mercados de capitales de América.

Esta tesis tiene una estructura de 4 capítulos. El Capítulo 1 presenta el papel de marco contextual. Primeramente se denota la importancia de la globalización y su impacto en los mercados de capitales. Seguido se destaca la relevancia de los mercados de capitales en el

devenir económico financiero y se asocia la trascendencia de la integración financiera vista a través de la integración de los mercados de capitales. Respecto a los mercados de capitales, se da una definición formal y se hace un análisis de los mercados de capitales a nivel mundial. Posteriormente, dicho análisis se convierte en un estudio segmentado por continentes para resaltar la importancia de los mercados de capitales de América, particularmente los mercados de capitales desarrollados. Y finalmente, a partir del análisis de los mercados de capitales de América se selecciona un conjunto representativo de mercados que fungirán como los mercados de capitales de estudio de la presente tesis.

El Capítulo 2 da cuenta de la primera parte del marco teórico-metodológico empleado en esta tesis. En este capítulo se vincula la relación entre los mercados de capitales con la Teoría de Cópulas. Inicialmente se define “cópula” y se enuncian sus características principales. Consecuentemente se muestra como se genera la cópula y se especifica a la familia de cópulas elípticas para su posterior aplicación. Paso seguido se resalta la importancia y vinculación de la Teoría de Cópulas en la Economía Financiera, para ello se identifica la literatura al respecto. Apoyándose en una de las principales características de la cópula, la dependencia, se hace el enlace con el Capítulo 1, resaltándose la importancia de la dependencia entre los mercados de capitales de América. Posteriormente se detallan diversas medidas de dependencia y su vínculo con la Teoría de Cópulas. Y por último, se señala el mecanismo de estimación de las cópulas.

El Capítulo 3 contiene la segunda parte del marco teórico-metodológico de esta tesis. En este capítulo se establecen las metodologías para estimar las pérdidas potenciales entre los mercados de capitales. Primero se resalta la relevancia de la administración de riesgos y diversificación de portafolio, denotándose la trascendencia del riesgo y sus afectaciones al devenir económico financiero. Brevemente se menciona la evolución a través de los años de la diversificación de portafolio y consecutivamente se vincula la diversificación de portafolio con pérdidas potenciales. Finalmente, se aborda la metodología de Valor en Riesgo empleada para la estimación de las pérdidas potenciales. Referente a esta metodología se especifica en qué consiste esta teoría y asimismo se enuncian las diversas medidas alternas utilizadas en esta tesis, distinguiéndose las metodologías de Valor en Riesgo vía Cópulas.

El Capítulo 4 presenta el modelaje y análisis empírico de la tesis. Se estiman y analizan tanto los grados de dependencia como el valor en riesgo mediante la implementación de

las metodologías mencionadas en los capítulos anteriores. De inicio se analiza el proceder de las series de los índices bursátiles de los respectivos mercados de capitales bajo análisis. Inmediatamente después, se estiman sus rendimientos y se hace una introspección minuciosa de sus comportamientos a través de diversos análisis gráficos y estadísticos. Se confirman las particularidades no lineales, leptocurticas y de colas pesadas. Posteriormente se estiman tanto los parámetros de las cópulas como las medidas de dependencia vía cópulas. Se analizan las estimaciones obtenidas y se prosigue con la implementación del Valor en Riesgo, para ello se especifican los supuestos sobre los cuales se estima el Valor en Riesgo. Se estiman las pérdidas potenciales de los mercados de capitales y por último se hace un análisis de los resultados obtenidos.

Finalmente se presentan las conclusiones alcanzadas en esta tesis. En general, la evidencia empírica de la tesis prueba una cambiante y limitada dependencia entre los mercados de capital de Latinoamérica y una relativamente alta relación entre los mercados de capital Norte Americanos. Los resultados también evidencian que las oportunidades de diversificación internacional con activos de los mercados bajo análisis han disminuido con el tiempo; aunque, no del todo. Se establece que las pérdidas potenciales de los mercados de capitales de América muestran ser diversas vinculando los comportamientos característicos de cada mercado analizado. Estos resultados arrojan evidencia empírica sobre el potencial de la Teoría de Cópulas tanto en la estimación de grados de dependencia como en su implementación para estimar pérdidas potenciales. De este modo el análisis es de gran utilidad para los inversionistas tanto en activos financieros como en activos reales, ya que los resultados les son útiles para una mejor toma de decisión sobre sus inversiones.

Cabe decir, los mercados de capitales se ven afectados a través de sus co-movimientos unos a otros, los cuales afectan a la economía real, es decir, movimientos disímiles entre mercados pueden verse disminuidos o incrementados unos a otros por esta disímilitud entre ellos. En otras palabras, los rendimientos, volatilidad y co-movimientos entre mercados de capitales afectan de manera directa a la economía en general, puede decirse que cualquier incremento o decremento en la cotización de las acciones genera un efecto ya sea positivo o negativo en diversas variables económicas.

Por lo tanto se puede concluir que se cumple con lo planteado tanto en el objetivo como en la hipótesis de la presente tesis, es decir, se identifican los grados de dependencia entre un

conjunto representativo de mercados de capitales de América y se comprueba la presencia de ciertas particularidades y se estiman y analizan las pérdidas potenciales de estos mercados de capitales del continente americano.

Capítulo 1

Globalización y los Mercados de Capitales

Como paso obligado para establecer las relaciones de dependencia y riesgo de pérdidas potenciales en los mercados de capital del hemisferio occidental, el presente capítulo revisa la estructura y cambios de los mercados de capital mundiales, resaltando la relevancia de los mercados de capital emergentes así como de los mercados de capital de las Américas. Como paso previo se revisa la importancia de la relación de la globalización para los mercados de capital, y la relación entre la creciente interacción de los mercados y su dependencia. El capítulo termina analizando la interacción y asimetrías en desarrollo entre los mercados de capital de América.

1.1. Globalización en los Mercados de Capitales

La globalización según para muchos analistas, empresarios y funcionarios públicos hoy en día es la única vía para alcanzar nuevos y altos niveles de desarrollo y bienestar tanto a nivel regional como a nivel mundial, considerando que la globalización o mundialización¹ es un

¹Mundialización, galicismo derivado de la palabra francesa mondialisation, en lugar de globalización, anglicismo procedente del inglés globalization, puesto que en español “global” no equivale a “mundial”, como

fenómeno muy vasto y complejo, que no sólo incluye el devenir económico y financiero, sino también el social, político y cultural, y ofrece muchos retos y oportunidades.

En la actualidad se vive una época en que gran parte de la vida está determinada por un proceso global, en el que las culturas nacionales, las economías nacionales y las fronteras nacionales están perdiéndose, destacando así el rápido y reciente proceso de globalización. En suma la globalización es un acontecimiento multidimensional que homogeniza al mundo y a la sociedad. Es decir, la globalización es un proceso de integración mundial; en otras palabras, la globalización se refiere a la creciente interdependencia de los países a escala mundial; este proceso ha sido profundizado mediante diversos hechos como son los novedosos mecanismos de inversión, la rápida proliferación de la ciencia y tecnología, la evolución de las tecnologías de la información y el conocimiento (TICs) (Lanni, 2006).

Al referirnos a la globalización en un entorno fundamentalmente económico ésta consiste en la creciente integración de las distintas economías nacionales en una única economía de mercado mundial; de este modo, la globalización se caracteriza por ser un proceso de creciente internacionalización del capital financiero, industrial y comercial, así como de nuevas relaciones político-económicas internacionales y el surgimiento de nuevos procesos productivos, distributivos y de consumo geográficamente internacionalizados, aunado a una expansión y uso intensivo de tecnología-económica sin precedentes. Estos procesos involucran también un alto crecimiento e intervención de los mercados financieros, en particular de los mercados de capital cuyo auge se debe precisamente a la globalización.

Así, la globalización es estrictamente una fase evolutiva e involución del desarrollo económico mundial, un proceso en que una ampliación de la actividad económica mundial ha sido posible en las últimas décadas como resultado de la liberalización y desregulación de los mercados (D'Arista, 2002). De esta manera, la globalización es un proceso contemporáneo de hacer los negocios, tomar las decisiones empresariales y económicas de los países, y de comportamiento de la ciudadanía en un entorno de libres mercados y competencia, y el surgimiento transicional y consolidado de nuevas instituciones (Ortiz, 2011).

La globalización y en particular la globalización financiera comprende dos aspectos importantes: la internacionalización y la integración de los mercados. Estos dos aspectos pueden ser

sí ocurre en inglés.

vistos a través de un mayor enlace entre mercados financieros, es decir, generándose una mayor participación entre los mercados financieros y a su vez en los mercados y procesos internacionales. Sin embargo, en algunos casos, la internacionalización es limitada, primordialmente en el caso de los mercados de capital emergentes dado que dichos mercados presentan grandes ineficiencias y segmentaciones respecto a los mercados de capital desarrollados.

Los mercados de capital, constituyen un aspecto importante para la generación del ahorro y su canalización a las inversiones que por su naturaleza son igualmente de largo plazo. Estos mercados ofrecen formas de titulación (acciones y deuda (bonos) a largo plazo) que permiten a los ahorradores invertir convirtiéndose en propietarios o acreedores de las empresas de sus preferencias e intercambiando, negociando dichos títulos en función de sus preferencias o necesidades de liquidez.

Los recursos así obtenidos por las empresas constituyen capital fresco para apoyar sus inversiones y constituyen el mercado primario, es decir, la negociación de títulos de nueva emisión que realizan los inversionistas con el objeto de optimizar sus carteras de inversión, constituyen los mercados primarios. Y por otro lado, la negociación de títulos ya emitidos que realizan diariamente los inversionistas con el objeto de ajustar sus carteras de inversión o cubrir sus necesidades de liquidez, constituyen los mercados secundarios. Los índices de precios y cotizaciones bursátiles dan cuenta de esta actividad. Su existencia es fundamental, pues es su liquidez y credibilidad la que propicia que las empresas puedan emitir nuevos títulos continuamente a un precio justo.

En este respecto, la relación entre inversión real y financiamiento de las empresas mediante la emisión de acciones en los mercados de capital es de vital importancia para las empresas y el desarrollo económico. Igualmente, su grado de desarrollo y eficiencia son obviamente fundamentales para que el enlace entre la inversión de cartera y la inversión real sea óptima.

De esta manera, la existencia de un vigoroso mercado de capitales es esencial para el desarrollo económico de un país, pues es a través de éste que las empresas obtienen los recursos financieros que necesitan para sus operaciones y que el ahorro de las personas pueda ser canalizado hacia las actividades productivas.

Identificar la naturaleza y comportamiento de los mercados de capital es por tanto importante para fortalecer las decisiones financieras. De ahí que la teoría moderna de las finanzas surgió de

los estudios encaminados a identificar la naturaleza de los mercados de capital y sus impactos en las finanzas empresariales. El conocimiento y práctica de la economía financiera requiere por tanto de un conocimiento adecuado de las teorías, modelos, técnicas e instrumentos desarrollados sobre los mercados de capital.² En síntesis la globalización y su impacto en los mercados de capitales difícilmente puede ser ignorada, los países que así lo hagan quedarán rezagados y excluidos de sus beneficios.

1.2. Integración y Dependencia de Mercados de Capitales

La integración y dependencia entre los mercados financieros mundiales es incuestionable, nadie duda la manera en que los mercados financieros están relacionados (i.e., son interdependientes entre sí). Se está dando por tanto un proceso de integración financiera y de una marcada disminución entre las segmentaciones características de antaño. Además, en la mayoría de los casos la propagación de rendimientos y volatilidades es casi instantánea en los mercados. Aunque, no es tan claro discernir la naturaleza de esta propagación, así como también, difícil es precisar su intensidad y su dirección de causalidad.

Por tal motivo como se destacó en la introducción, uno de los propósitos de esta tesis es evaluar y comparar los niveles de asociación entre los principales mercados de capitales del continente Americano y a su vez precisar el grado de dependencia y presentar una prueba formal de su existencia y magnitud.

Por integración financiera debe o debería entenderse una marcada tendencia a la igualación de precios, rendimientos y condiciones financieras, lo cual nos conlleva a la armonización de leyes y reglamentos mediante acuerdos específicos. Así, la integración financiera implica que además del mayor enlace entre los mercados financieros y de un significativo incremento en las inversiones bilaterales o multilaterales se tiende a la eliminación de las barreras entre los mercados.

²En convergencia con la investigación financiera reciente y dado el acento de la presente tesis en adelante se constituye como sinónimos mercados de capital y mercados accionarios.

Igualmente, con la integración financiera los mercados locales se abren a la presencia de las instituciones financieras de otros países. Los mercados e instituciones financieras son más interdependientes de tal manera que el riesgo sistémico es común y los precios en cuanto a tasas de interés y los rendimientos de valores de niveles similares de riesgo tienden a igualarse y ser fijados con eficiencia. Esto es, desaparecen las segmentaciones, los mercados se comportan como uno solo, la información financiera es ampliamente disponible y los precios se ajustan con celeridad a cualquier información nueva. La integración, sin embargo, es un proceso lento y rezagado debido a las profundas asimetrías y segmentaciones que existen entre los países.

En cuanto a mercados de capital, su integración es el proceso mediante el cual unos mercados que en los órdenes geográfico y nacional son distintos se combinan para funcionar como un solo mercado. Es decir, la integración de los mercados de capitales es la creación de un solo mercado de capitales. Así, la integración de los mercados de capitales es parte fundamental de la integración económica y a su vez mecanismo de aminoramiento de dependencias entre mercados; en otras palabras, la integración puede ser considerada como una estrategia de desarrollo regional. La integración de los mercados de capitales fomenta la integración económico-financiera de los países. La integración de los mercados de capitales permite a las diversas instituciones financieras diversificar sus carteras de inversión dado que se podrían escoger una gama de diversos valores disponibles en la región en lugar de hacerlo solo con valores nacionales.³

En la medida en que la actividad económica de los diferentes países del continente guarden una correlación no perfecta, es decir, los grados de dependencia entre los mercados no sean altos, la diversificación a través de sus fronteras atenuará las probabilidades de riesgo y mejorará las de recompensa del inversionista, ya que una amplia gama de títulos negociables significa un juego más holgado de oportunidades de inversión.

De esta manera, la no dependencia entre los mercados de capitales trae consigo un nivel más alto de intermediación financiera, ya que genera contar con un mayor número de instrumentos

³Sin embargo, debe resaltarse que al presente la diversificación se da en virtud de la segmentación de los mercados. En esta situación los inversionistas tratan de aprovechar la presencia en otros mercados de rendimientos más altos que los de su propio mercado; así diversificando sus carteras a nivel internacional pueden estructurar carteras que maximicen rendimientos y minimicen riesgos. Este tipo de inversión internacional es precisamente la que promueve la presencia de patrones de integración y dependencia entre los mercados, objeto de estudio de la presente tesis.

e instituciones financieras. Un mayor nivel de intermediación financiera conlleva a su vez un volumen mayor de ahorro en los países de menor desarrollo en la región.

Sin embargo, el índole subdesarrollado del sistema financiero de algunos países plantea diversos problemas para la integración de sus mercados de capitales. Para algunos de estos países el desarrollo financiero-institucional es limitado contando con un nivel bajo de especialización dado que no se prestan determinados servicios así como también se carece de algunas instituciones básicas del mercado de capitales. Una de las metas de la globalización y por ende de la integración financiera y de los disímiles grados de dependencia entre mercados, es llenar los vacíos existentes en la estructura financiera, particularmente en los países con menor desarrollo de sus mercados.

1.3. Mercados de Capitales

En economía dependiendo del nivel de desarrollo de un país se dice que se tiene una economía desarrollada⁴ o una economía subdesarrollada⁵ (o emergente).

El término economía desarrollada por tanto es referente de países desarrollados, es decir, se refiere a países que básicamente han logrado niveles altos de industrialización y servicios reflejándose en un PIB y PIB per cápita altos. Este tipo de países asimismo cuentan con niveles de desarrollo tecnológico altos, y generalmente las personas que habitan este tipo de países disfrutan de un alto nivel de vida. Habitualmente un país desarrollado tiene un Índice de Desarrollo Humano⁶ (IDH) que está entre 0.80 y 1; y un PIB per cápita de más de \$18,500 dólares.

Todos aquellos países que no pertenecen al grupo de economías desarrolladas se dice son países con economías emergentes. De esta manera el término economía emergente es asignado

⁴Otros sinónimos utilizados comúnmente son: economías avanzadas, economías de países industrializados, economías de países con mayor desarrollo económico y economías de países del primer mundo.

⁵Diversos términos son utilizados referente a economías emergentes, los más comunes son: economías en vías de desarrollo, economías subdesarrolladas, economías del tercer mundo.

⁶Índice desarrollado por el Programa de las Naciones Unidas para el Desarrollo (PNUD), mide el nivel desarrollo humano de un país a través de un indicador estadístico compuesto por: ingreso per cápita, esperanza de vida y nivel educativo.

a países en vías de desarrollo, donde desarrollo se refiere concretamente al grado de desarrollo económico. Estos países son generalmente países con niveles de desarrollo medio-bajo y que no han logrado un nivel significativo de industrialización, siendo además países que cuentan con muy poco desarrollo tecnológico. Normalmente los países en desarrollo tienen un IDH medio-bajo, donde el IDH medio se encuentra entre el 0.5 y 0.8; y el IDH bajo se halla por debajo del 0.5. Asimismo estos países muestran una fuerte correlación entre ingresos bajos y altos niveles de crecimiento poblacional. Otra característica de estos países es que sus poblaciones tienen un bajo nivel de vida.

De la misma manera en la cual se tienen economías desarrolladas y emergentes análogamente se tienen mercados de capitales desarrollados y mercados de capitales emergentes. Así, el término mercado de capitales desarrollado implica un mercado de capitales establecido, es decir, un mercado en el cual se tengan bien definidos sus niveles de actividad y se cuente además con un alto grado de sofisticación. Regularmente los términos mercados desarrollados y mercados emergentes están definidos por una serie de parámetros, dichos parámetros vinculan activos de un mercado de capitales con su nivel de desarrollo y en particular con el nivel de desarrollo de su economía.

Un mercado de capitales emergente es un mercado de capitales de un país en vías de desarrollo, este mercado al igual que su homónimo de los países desarrollados tiene las mismas funciones. Sin embargo, los mercados emergentes no son mercados desarrollados porque no se fundamentan en niveles suficientes de riqueza o de estabilidad política y macroeconómica. En los mercados de capitales emergentes se negocian títulos cuyo rendimiento o tasas de interés son particularmente más altos o lo suficientemente altos para atraer a inversionistas individuales o instituciones de países desarrollados.

Es sumamente difícil hacer negocios en los países en desarrollo; poseen recursos naturales y mano de obra barata, que los hacen atractivos e importantes ante las economías desarrolladas. Además se hace hincapié en que inversionistas tanto nacionales como internacionales se insertan al entorno de los mercados emergentes dado el potencial de obtener altos rendimientos en un período de tiempo relativamente corto. Es por ello que corporaciones multinacionales, los grandes inversionistas e instituciones financieras se han interesado en estos mercados.

Así, los mercados emergentes proveen frecuentemente mejores oportunidades de inversión,

generando mayores utilidades a quienes inviertan en estos. Sin embargo, dichos mercados son más riesgosos (debido a la inestabilidad (volatilidad) de estos mercados), además aunándole que tales beneficios son difíciles de estimar, y no son precisamente líquidos.

En general Standar & Poor's clasifica a un mercado de capitales como desarrollado o emergente en base a dos criterios⁷:

- i) El nivel de ingreso, es decir, en donde está ubicado el mercado de capitales, si en una economía con alto ingreso (mercados desarrollados) o en una economía de mediano-bajo ingreso (mercados emergentes).
- ii) El grado de capitalización de mercado respecto al Producto Interno Bruto, es decir, si la capitalización de mercado es alta respecto al PIB (mercados desarrollados) o si la capitalización de mercado es baja respecto al PIB (mercados emergentes).

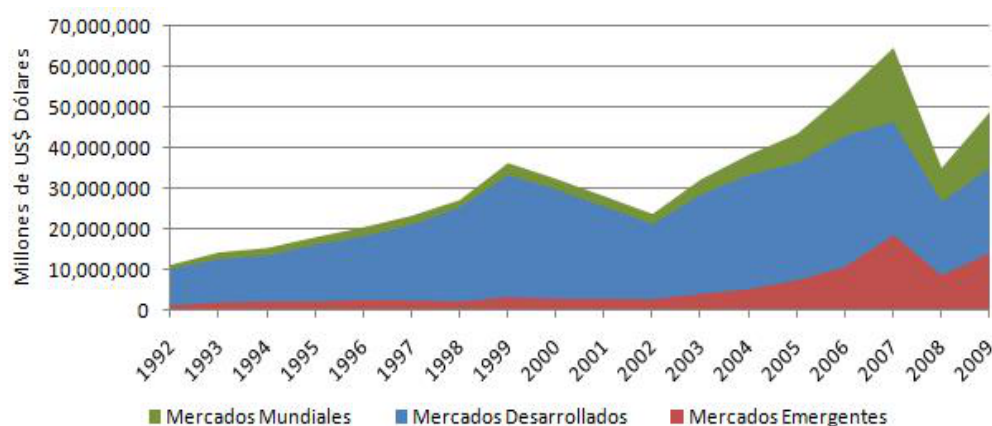
De este modo los mercados de capitales desarrollados no sólo se distinguen de los emergentes en cuanto a su tamaño. Haciendo la distinción entre mercados de capitales, es decir, mercados de capitales desarrollados versus emergentes y tomando como horizonte temporal el periodo 1992-2009 el cual es el que atañe a esta tesis; la Gráfica 1.1 muestra la capitalización de mercado⁸ a nivel mundial y su respectivo desglose en mercados desarrollados y emergentes.

Cabe observar de acuerdo a la Gráfica 1.1 que la capitalización de mercado mundial en el año de 1992 era de \$10,932,526 millones de dólares; \$9,950,909 millones de dólares correspondían a los mercados de capitales desarrollados que a su vez representaban el 91.02 % respecto del total de los mercados; y por su parte la capitalización de los mercados de capitales emergentes era tan solo de \$981,617 millones de dólares, siendo el 8.98 % de los mercados mundiales. Para el año 2009 la capitalización de mercado fue de \$48,713,724 millones de dólares, representando un crecimiento de 346 % respecto al año 1992; los mercados desarrollados tenían \$34,907,166 millones de dólares siendo el 71.66 % del total de los mercados; y los mercados emergentes en este año tenían \$13,806,558 millones de dólares significando el 28.34 % de los mercados de capitales mundiales.

⁷Desde el año 1995 esta definición está basada en lineamientos del Grupo del Banco Mundial.

⁸La capitalización de mercado se obtiene multiplicando el precio de cada acción por el número de acciones emitidas.

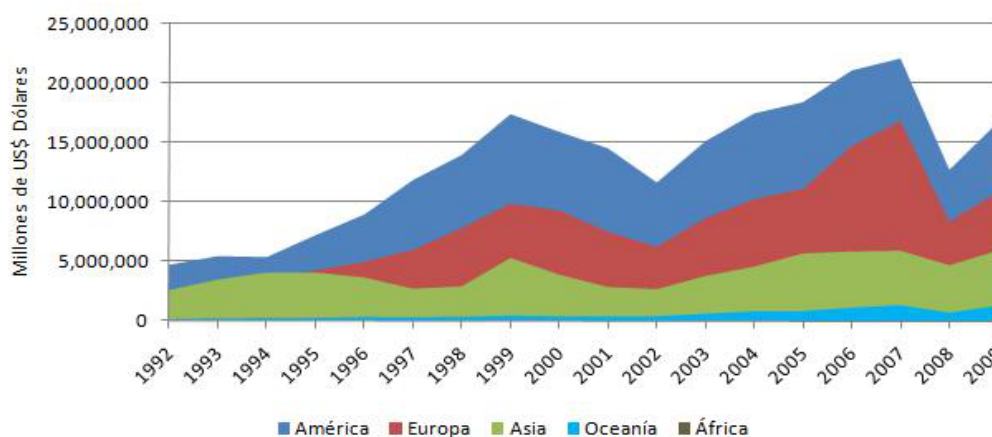
Gráfica 1.1: Capitalización Mundial



Fuente: Elaboración propia con datos del Emerging Stock Markets Factbook y del Global Stock Markets Factbook, 1992-2009, varios volúmenes.

La Gráfica 1.2 y la Gráfica 1.3 muestran la capitalización de mercado tanto de mercados de capitales desarrollados como mercados de capitales emergentes pero haciendo distinción entre continentes.

Gráfica 1.2: Capitalización de Mercados de Capitales Desarrollados



Fuente: Elaboración propia con datos del Emerging Stock Markets Factbook y del Global Stock Markets Factbook, 1992-2009, varios volúmenes.

Se puede observar en la Gráfica 1.2 que la capitalización de los mercados de capitales desarrollados del continente americano es la de mayor proporción, aunque en el año de 1992 tal capitalización era no tan disímil a la capitalización de los mercados de Europa y Asia; en dichos años los mercados de América, Europa y Asia representaban \$4,728,058; \$2,442,941 y \$2,619,928 millones de dólares respectivamente, los cuales a su vez equivalían al 47.51 %, 24.55 % y 26.33 % de los mercados desarrollados del mundo. En el transcurso de los años se observan diversos niveles de capitalización, en el periodo bajo análisis se observa una mayor capitalización por parte de los mercados de capitales de América. Para el año 2009 la distribución de la capitalización de mercado de los mercados desarrollados es de la siguiente manera: los mercados Americanos tienen \$16,760,252 millones de dólares que representan el 48.01 % de los mercados desarrollados; los mercados Europeos tienen \$10,841,162 millones de dólares lo que equivale al 31.06 % de los mercados de capitales desarrollados; y los mercados asiáticos tienen \$5,980,236 millones de dólares correspondientes al 17.13 % de los mercados desarrollados. Por lo que respecta a los otros dos continentes del mundo, Oceanía tiene pocos mercados de capitales⁹ por ser un continente de pocos países; los mercados de capitales desarrollados de este continente en 1992 tenían \$159,982 millones de dólares siendo tan solo el 1.61 % de los mercados de capitales desarrollados y en el año 2009 se tiene \$1,325,517 millones de dólares lo cual corresponde al 3.80 %. Por último el continente Africano carece de mercados de capitales desarrollados, por ende en la Gráfica 1.2 la capitalización de este continente es nula.

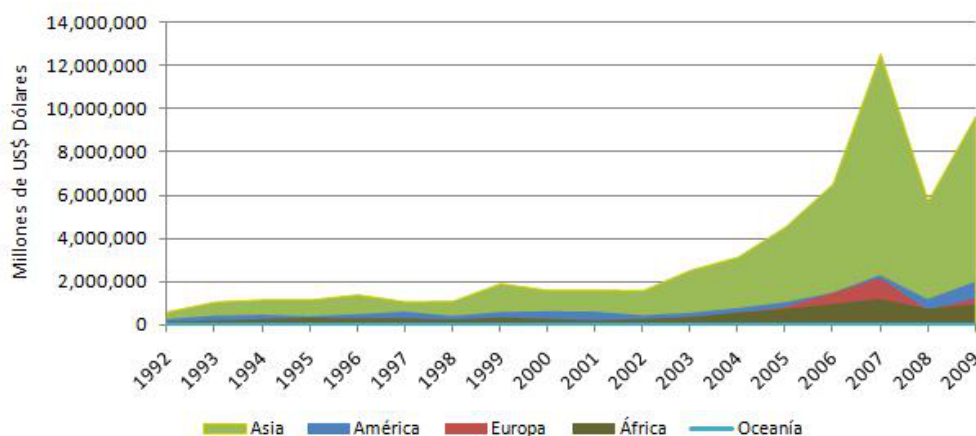
La Gráfica 1.3 muestra la capitalización de mercado de los mercados de capitales emergentes, distinguiéndose estos nuevamente entre continentes. Se observa que la capitalización de los mercados de capitales emergentes del continente asiático es la de mayor monto, teniendo un crecimiento exponencial a partir del año 2002, no obstante que en el año de 1992 tal capitalización era baja. Cabe mencionar que para el año 1992 en las estadísticas que se publican en el Emerging Market Factbook de Standard & Poor's (S&P) los mercados emergentes de Europa, a nivel agregado tenían apenas el segundo registro de capitalización en tanto que los mercados de Oceanía no contaban aun con mercados de capitales emergentes; en las estadísticas de S&P es a partir del año de 1994 que el continente de Oceanía tiene registros de capitalización en sus mercados de capitales emergentes¹⁰. En 1992 la capitalización de

⁹Los mercados de capitales desarrollados de Oceanía son los mercados de Nueva Zelanda y Australia.

¹⁰Los mercados de capitales emergentes del continente de Oceanía son los mercados de Fiji y Papau Nueva

los mercados emergentes estaba constituida de la manera siguiente, \$253,276; \$613,924 y \$113,415 millones de dólares los cuales representaban el 25.80 %, 62.54 % y 11.55 % de los mercados emergentes del mundo respectivamente para los continentes americano, asiático y africano. Por lo que respecta a los otros dos continentes del mundo, Europa en el año de 1992 tenía \$1,002 millones de dólares los cuales representaban tan solo el 0.10 % de los mercados de capitales emergentes. Por su parte los mercados de capitales emergentes de Oceanía en el año de 1994 el cual es el año que se tiene de primer registro de capitalización de mercado, tenían tan solo \$32 millones de dólares los cuales representaban solamente el 0.0016 % de los mercados de capitales emergentes. Para el año 2009 la capitalización de los mercados emergentes estaba compuesta por, \$2,007,679; \$9,668,154; \$929,112 y \$1,202,514 millones de dólares de los mercados americano, asiático, africano y europeo; que constituyen el 14.54 %, 70.03 %, 6.73 % y 8.71 % respectivamente, en relación a los mercados emergentes del mundo.

Gráfica 1.3: Capitalización de Mercados de Capitales Emergentes

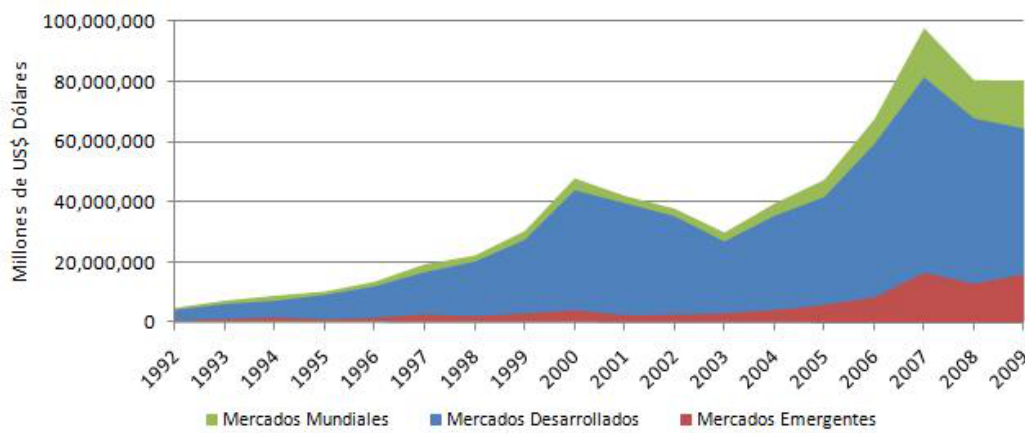


Fuente: Elaboración propia con datos del Emerging Stock Markets Factbook y del Global Stock Markets Factbook, 1992-2009, varios volúmenes.

Otro indicador del nivel de actividad de los mercados de capitales es el valor negociado en los mercados de capitales; la Gráfica 1.4 da razón de ello, de igual manera que en la capitalización de mercado se hace la distinción entre mercados de capitales y se toma el mismo periodo de tiempo de estudio.

Guinea.

Gráfica 1.4: Valor Negociado de los Mercados de Capitales Mundiales

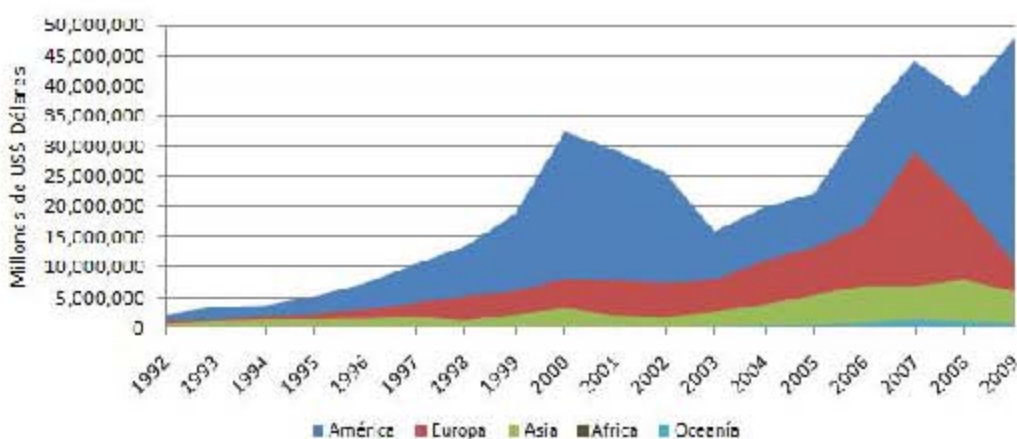


Fuente: Elaboración propia con datos del Emerging Stock Markets Factbook y del Global Stock Markets Factbook, 1992-2009, varios volúmenes.

Se observa en la Gráfica 1.4 la similitud existente entre la capitalización de mercado y el valor negociado en los mercados de capitales del mundo, dicha semejanza es visible mediante el comportamiento de los mercados a través de los años, es decir, las tendencias de estos mercados durante el horizonte temporal de estudio son similares, solo se tiene un comportamiento disímil en los dos últimos años de estudio. Resalta el hecho que el valor negociado de los mercados a nivel mundial en el año de 1992 era de \$4,781,145 millones de dólares de los cuales \$4,155,117 millones de dólares correspondían a los mercados de capitales desarrollados siendo el 86.91 % de los mercados mundiales; y por lo que respecta al valor negociado de los mercados de capitales emergentes se tenían \$626,028 millones de dólares los cuales representaban el 13.09 % del total de los mercados mundiales. Para el último año de estudio, el 2009, se tiene un valor negociado de \$80,418,059 millones de dólares en los mercados de capitales mundiales; de los mercados de capitales desarrollados y emergentes su monto respectivamente fue de \$64,458,380 millones de dólares y \$64,458,380 millones de dólares, los que a su vez representan el 80.15 % y el 19.85 % de los mercados de capitales mundiales. Siendo el crecimiento de este período del 1,581 %.

Las Gráficas 1.5 y 1.6 muestran el valor negociado en los mercados de capitales distinguiendo entre continentes y segmentando los mercados en mercados de capitales mundiales y su consecuente distinción en mercados desarrollados y mercados emergentes.

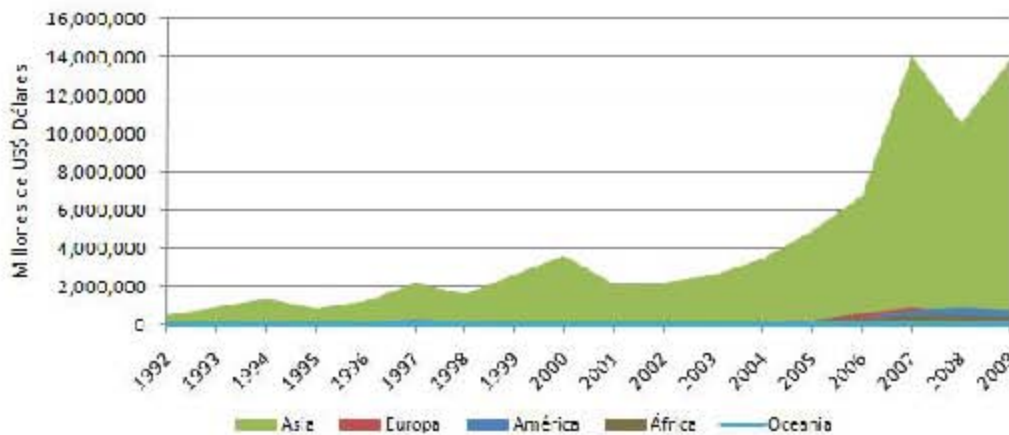
Gráfica 1.5: Valor Negociado de los Mercados de Capitales Desarrollados



Fuente: Elaboración propia con datos del Emerging Stock Markets Factbook y del Global Stock Markets Factbook, 1992-2009, varios volúmenes.

La Gráfica 1.5 señala que los mercados de capitales desarrollados de América tienen mayor cantidad de valor negociado, aunque en el año de 1992 se tiene que el valor negociado en los mercados de capitales fue semejante; en ese entonces los mercados de América, Europa y Asia representaban respectivamente \$2,165,106; \$1,213,129 y \$727,943 millones de dólares, lo cual correspondía al 52.11 %, 29.20 % y 17.52 % de los mercados desarrollados mundiales. Durante el período de análisis se observa mayor valor negociado de los mercados americanos, siguiendo los mercados europeos. Para el año 2009, el valor negociado en los mercados desarrollados está distribuido como sigue, por parte de los mercados americanos su participación fue de \$47,975,620 millones de dólares que son el 74.43 % de los mercados desarrollados; los mercados europeos tienen \$10,664,360 millones de dólares que constituyen el 16.54 % de los mercados de capitales desarrollados; y los mercados asiáticos alcanzan un monto de \$5,934,525 millones de dólares que representan el 9.21 % de los mercados desarrollados. Respecto al continente de Oceanía, este cuenta con pocos mercados de capitales, entre estos los mercados desarrollados en el año de 1992 contaban con \$48,939 millones de dólares que representaban solamente el 1.18 % de los mercados de capitales desarrollados; y para el año 2009 se cuenta con \$799,026 millones de dólares los cuales representan el 1.24 % de los mercados desarrollados respectivamente. Y finalmente recordemos que el continente Africano carece de mercados de capitales desarrollados, por tal razón en la Gráfica 1.5 el valor negociado en estos mercados es nulo.

Gráfica 1.6: Valor Negociado de los Mercados de Capitales Emergentes



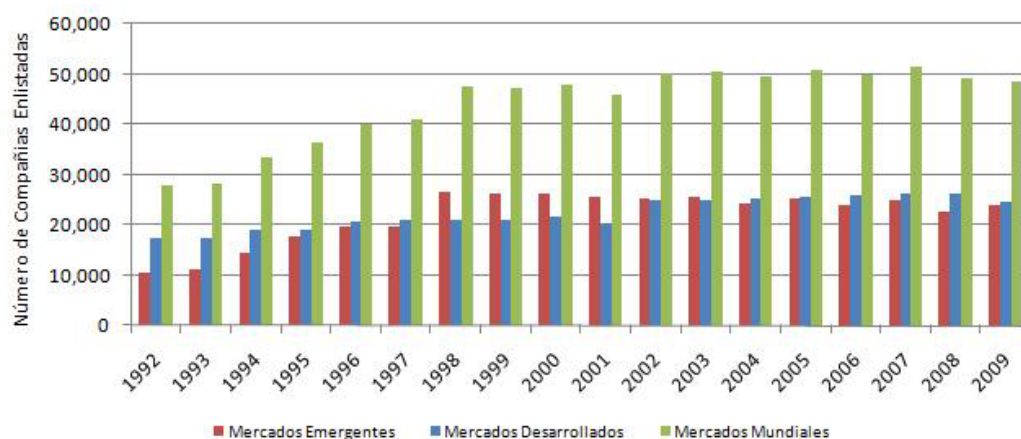
Fuente: Elaboración propia con datos del Emerging Stock Markets Factbook y del Global Stock Markets Factbook, 1992-2009, varios volúmenes.

En la Gráfica 1.6 se muestra el valor negociado en los mercados de capitales emergentes, diferenciándose estos entre continentes. Cabe hacer mención aquí la asombrosa cantidad de valor negociado en los mercados emergentes de Asia. En el año de 1992 estos mercados tenían un valor negociado de \$530,934 millones de dólares lo cual en ese entonces representaba el 84.81 % de los mercados emergentes mundiales; y en el año 2009 se tienen \$13,951,516 millones de dólares lo que compone el 87.42 % de los mercados emergentes mundiales. De igual forma que paso con la capitalización de mercado, uno de los primeros registros de valor negociado en los mercados emergentes de Europa se da en el año 1992, pero ahora para el caso de los mercados de Oceanía el primer registro se da en el año de 1997. De esta manera, en Europa en el año de 1992 se tenía de valor negociado \$205 millones de dólares que representaban el 0.03 % de los mercados de capitales emergentes; y para el año 2009 se cuenta con \$791,936 millones de dólares que equivalen al 4.96 % de los mercados emergentes del mundo. Por su parte los mercados de capitales emergentes de Oceanía en el año de 1997 tenían \$2 millones de dólares los cuales representaban menos del 0.00007 % de los mercados de capitales emergentes del mundo; para el año 2009 no se tiene registro de los mercados de capitales emergentes de Oceanía, sin embargo si tomamos el año 2008 como referencia en este se tiene que el valor negociado incrementó poco a través de los años, siendo tan solo de \$3 millones de dólares el cual equivale al 0.00002 % de los mercados emergentes del mundo. En lo que concierne al resto de los mercados emergentes, los mercados de América y África en el año de 1992

contaban con un valor negociado en sus mercados de \$86,749 millones de dólares y \$8,140 millones de dólares respectivamente que a su vez representaban el 13.86 % y 1.30 % de los mercados emergentes; para 2009 en los mercados emergentes americanos se tenían \$784,422 millones de dólares los cuales equivalen al 4.92 %; y respecto a los mercados africanos se tiene \$431,707 millones de dólares que equivalen al 2.70 % de los mercados emergentes mundiales respectivamente.

Otro comparativo respecto al tamaño de los mercados de capitales es el número de compañías enlistadas dentro de estos mismos. La Gráfica 1.7 muestra el número de compañías operando en los mercados de capitales mundiales, así como también entre mercados de capitales desarrollados y mercados de capitales emergentes.

Gráfica 1.7: Número de Compañías Enlistadas en los Mercados de Capitales



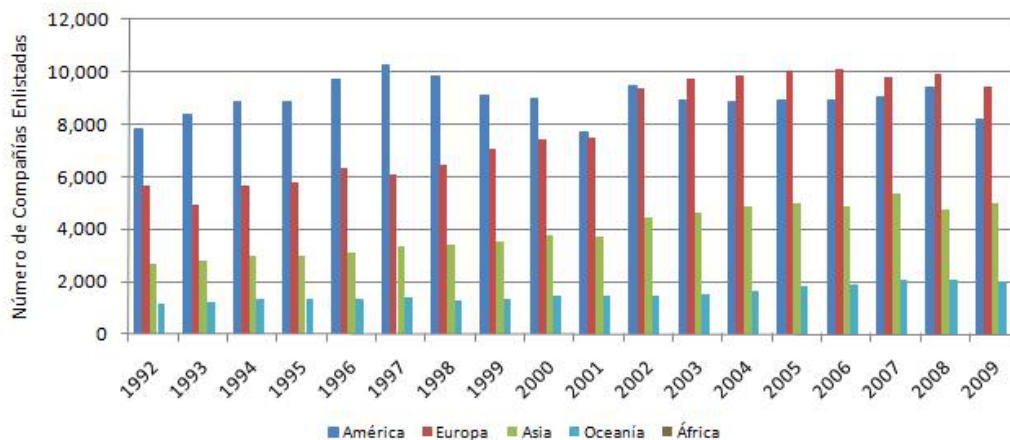
Fuente: Elaboración propia con datos del Emerging Stock Markets Factbook y del Global Stock Markets Factbook, 1992-2009, varios volúmenes.

Se observa en la Gráfica 1.7 que a través del tiempo se ha logrado una similitud en el número de compañías enlistadas. En el año de 1992 los mercados de capitales emergentes tenían 10,410 compañías enlistadas que constituían el 37.57 % de las compañías operando en los mercados de capitales del mundo; en los mercados desarrollados se negociaban las acciones de 17,296 compañías que a su vez representaban el 62.43 % de las compañías enlistadas en los mercados mundiales. Sin embargo, desde del año de 1995 el número de compañías enlistadas tanto en mercados desarrollados como emergentes es similar; y a partir del año 1998 el número de compañías enlistadas en los mercados de capitales emergentes es mayor, tendencia que se

mantuvo hasta el año de 2003 y posteriormente la tendencia en la cantidad de compañías enlistadas en sus mercados es similar. En el año 2009 la similitud en el número de compañías enlistadas es mayor, en los mercados de capitales desarrollados se cuenta con 24,635 y en los mercados emergentes con 23,926 los cuales a su vez representaban el 50.73% y el 49.27% respectivamente. Cabe mencionar que en el año 1992 el número de compañías enlistadas en los mercados de capitales emergentes representaban el 60.18% respecto de las compañías enlistadas en los mercados de capitales desarrollados y en el año 2009 esta proporción cambio al 97.12%.

En las Gráficas 1.8 y 1.9 se presenta el número de compañías enlistadas en los mercados de capitales tanto desarrollados como emergentes, y de igual manera se hace la distinción entre continentes.

Gráfica 1.8: Número de Compañías Enlistadas en los Mercados de Capitales Desarrollados

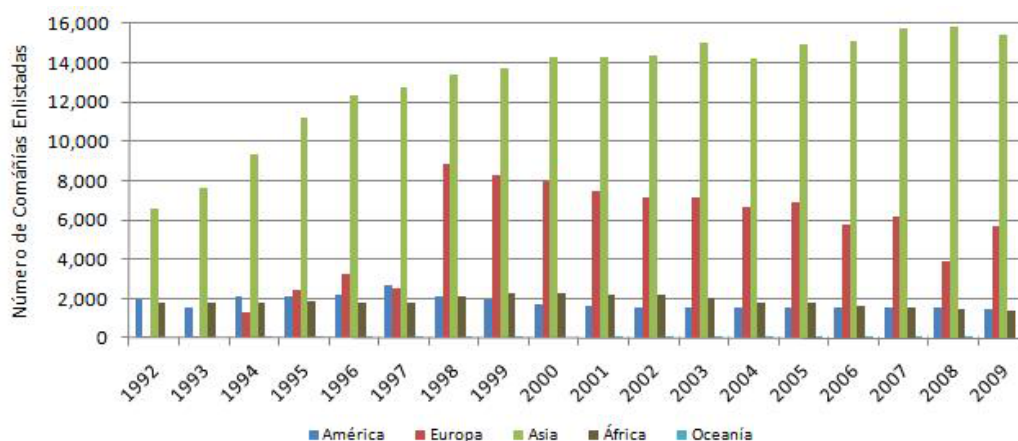


Fuente: Elaboración propia con datos del Emerging Stock Markets Factbook y del Global Stock Markets Factbook, 1992-2009, varios volúmenes.

Conforme a la Gráfica 1.8 se observa el número de compañías enlistadas en los mercados de capitales desarrollados del mundo; se percibe mayor número de compañías enlistadas en los mercados desarrollados de América durante la década de los 90's, y desde el año 2001 un semejante número de compañías enlistadas en los mercados tanto americanos como europeos, siendo estos últimos a partir del año 2003 los que ahora tienen un mayor número de compañías enlistadas en sus mercados de capitales. En el año de 1992 los mercados de capitales desarrollados de América contaban con 7,818 compañías enlistadas que constituían

el 45.2% de las compañías enlistadas en los mercados de capitales del mundo; y por su parte los demás mercados desarrollados tenían 5,658; 2,667 y 1,153 compañías enlistadas en los mercados de Europa, Asia y Oceanía respectivamente y los cuales a su vez representaban el 32.71%, 15.42% y 6.67% de los mercados desarrollados del mundo. En el año 2009 el número de compañías enlistadas en los mercados de capitales desarrollados, por parte de los mercados de América, Europa, Asia y Oceanía respectivamente fue de 8,189; 9,446; 4,975 y 2,025 compañías enlistadas en sus mercados, siendo a su vez el 33.24%, 38.34%, 20.19% y 8.22% del total de las compañías enlistadas en los mercados de capitales desarrollados del mundo. Los mercados de capitales de África por su parte no cuentan con mercados de capitales desarrollados.

Gráfica 1.9: Número de Compañías Enlistadas en los Mercados de Capitales Emergentes



Fuente: Elaboración propia con datos del Emerging Stock Markets Factbook y del Global Stock Markets Factbook, 1992-2009, varios volúmenes.

La Gráfica 1.9 muestra el número de compañías enlistadas en los mercados de capitales emergentes del mundo; a través de esta se puede discernir la relevancia de los mercados de capitales emergentes asiáticos. Las compañías enlistadas en los mercados emergentes de Asia en el año de 1992 eran 6,601 y constituían el 63.41% de las compañías enlistadas en los mercados de capitales emergentes del mundo; y para el 2009 en este continente se tenían 15,436 compañías enlistadas que constituían el 64.52% de las compañías enlistadas en los mercados emergentes. Los mercados emergentes de América y África en el año de 1992 tenían 1,970 y 1,772 compañías enlistadas en sus mercados respectivamente que representaban el 18.92%, y 17.02% de los mercados emergentes del mundo. En el año 2009 estos mercados

emergentes concernientes a América y África operaban 1,430 y 1,539 compañías enlistadas en sus mercados respectivos, esto significaba a su vez el 5.98 % y 5.68 % con respecto al total de las compañías enlistadas en los mercados de capitales emergentes del mundo. Casos especiales son los de los mercados europeos y de Oceanía, en Europa el número de compañías enlistadas en sus mercados emergentes en el año de 1992 era de 67, que correspondían al 0.64 % de las compañías enlistadas en los mercados de capitales emergentes del mundo; sin embargo a través de los años se tuvo un crecimiento en el número de compañías enlistadas en sus mercados llegando a tener en el año 2009, 5,701 compañías enlistadas, que representaban el 23.83 % de las compañías enlistadas de los mercados emergentes, resaltando su rápida transición a economías de mercado. En Oceanía hasta el año de 1994 se tiene el primer registro de compañías enlistadas dentro de sus mercados de capitales emergentes, en ese año se tenían tan solo 4 compañías enlistadas que correspondían tan solo al 0.03 % de las compañías enlistadas en los mercados emergentes; en el año 2009 para el caso del continente de Oceanía no se tiene registro de compañías enlistadas en los mercados emergentes del mundo, sin embargo, si tomamos como referencia el año 2008 en este se tenían 16 compañías enlistadas siendo estas el 0.07 % de las compañías enlistadas en los mercados emergentes del mundo.

1.3.1. Mercados de Capitales de América

En el continente americano dada la estructura de los países que lo conforman; es decir, países desarrollados y países en vías de desarrollo, se cuenta tanto con mercados de capitales desarrollados como con mercados de capitales emergentes.

En sí, el continente americano cuenta con 36 países, 3 pertenecientes a América del Norte, 21 correspondientes a América Central y el Caribe, y 12 concernientes a América del Sur; de estos 36 países solo 26 son considerados con mercados de capitales por las estadísticas de S&P.

Mercados de Capitales Desarrollados de América

Los mercados de capitales desarrollados en América en relación a los estadísticos de S&P son 5; siendo 2 de ellos de países desarrollados, Estados Unidos y Canadá; y el resto de países

emergentes, Bermuda, Islas Caimán y St. Kitts & Nevis.

Resalta en primer lugar la magnitud del mercado de capitales de Estados Unidos, de hecho es el mayor mercado de capitales desarrollado del mundo. Analizando la capitalización de mercado es notorio el hecho de que representa entre el 30 % y 50 % del resto de los mercados del mundo.

De esta manera, el principal mercado de capitales desarrollado de América a tomar en cuenta en esta tesis es el mercado de capitales de Estados Unidos. El otro mercado de capitales desarrollado de América elegido para su estudio es el mercado de Canadá. En conjunto estos dos mercados seleccionados representan más del 99 % tanto de la capitalización de mercado, del valor negociado y del número de compañías enlistadas en el total de los mercados desarrollados de América (reconocidos por S&P). Por tal motivo, los mercados de capitales de Estados Unidos y Canadá son los mercados de capitales desarrollados más significativos en el continente americano.

Mercados de Capitales Emergentes de América

Los mercados de capitales emergentes de América a tomar en cuenta en esta tesis son por parte de América del Norte, México; y los demás mercados son correspondientes a América del Sur y son: Argentina, Brasil, Chile, Colombia, Perú y Venezuela. Los mercados de América Central y el Caribe son pequeños tanto en grado como en tamaño y no son representativos aun como para ser tomados en cuenta. Cabe hacer mención que no todos los mercados de América del Sur serán estudiados, de igual forma que pasa con los mercados de América Central, la mayor parte de los mercados de capitales de América del Sur son mercados poco representativos.¹¹ Los mercados de Argentina, Brasil y México son los mayores mercados emergentes, siendo además los países y las economías de mayor tamaño constituidas en la región.

Cabe mencionar que los mercados emergentes seleccionados representan más del 90 % tanto de la capitalización de mercado como del valor negociado en el total de los mercados emergentes de América. Además respecto al número de compañías enlistadas los mercados escogidos tiene

¹¹El resto de los países con mercados de capitales emergentes estipulado por S&P es el siguiente: Barbados, Bolivia, Costa Rica, República Dominicana, Ecuador, El Salvador, Guatemala, Guyana, Honduras, Jamaica, Panamá, Paraguay, Trinidad y Tobago, y Uruguay.

más del 70 % de las compañías enlistadas en toda la región. De esta manera, los mercados emergentes seleccionados en esta tesis resultan ser los más distintivos de América.

1.4. Estructura y Asimetrías en Desarrollo de los Mercados de Capitales de América

La relación existente entre los mercados de capitales es de suma importancia ya que no solo es objeto de seguimiento por parte de diversas entidades financieras, inversionistas individuales, etc., sino que hasta de los propios gobiernos. Sin embargo, la gran asimetría en cuanto al tamaño existente entre diversos mercados de capitales es inmensa, y no es la excepción respecto a los que atañen en esta tesis, es decir, los referentes al continente americano.

La interacción de los mercados de capitales de América históricamente ha sido cambiante, no obstante, se tienen niveles de asimetría considerables entre estos mercados. Hasta el momento, esta asimetría no ha sido manejada adecuadamente entre los diversos países que conforman el continente americano, pudiendo desarrollar estrategias que aceleren tanto el desarrollo individual como el colectivo.

Los mercados de capitales de América reflejan las asimetrías económicas existentes de los mercados que asimismo conforman América. Existen diversas formas de medir a los mercados de capitales, si tomamos en cuenta a la que califica a estos mercados según su capitalización de mercado, término financiero referente al valor conjunto de todas las acciones cotizables dentro de estos mercados; es decir, el valor en acciones de las compañías que cotizan ahí o en otras palabras, la dimensión económica del mercado. Además se toma a la capitalización de mercado como referente debido a su importancia como el identificador básico según el cual un mercado es desarrollado o emergente, según S&P. Mientras mayor sea el valor de mercado de un país, más alta será su calificación. Por otro lado cabe reconocer que una reducida capitalización influye en el ánimo de los inversionistas, ya que los mercados delgados tienden a ser ineficientes y volátiles.

Hay que tener en cuenta que la capitalización de mercado es solo una estimación del valor de mercado, basado en las perspectivas del futuro económico y de las condiciones monetarias,

por lo tanto, los precios de las acciones pueden cambiar según cambien los fundamentos o se presenten efectos de contagio. Si los mercados de capitales fueran semejantes tendrían mayor estabilidad respecto a los movimientos de capitales implicando tener similares tasas de interés, niveles de inversión, crecimiento, etc.

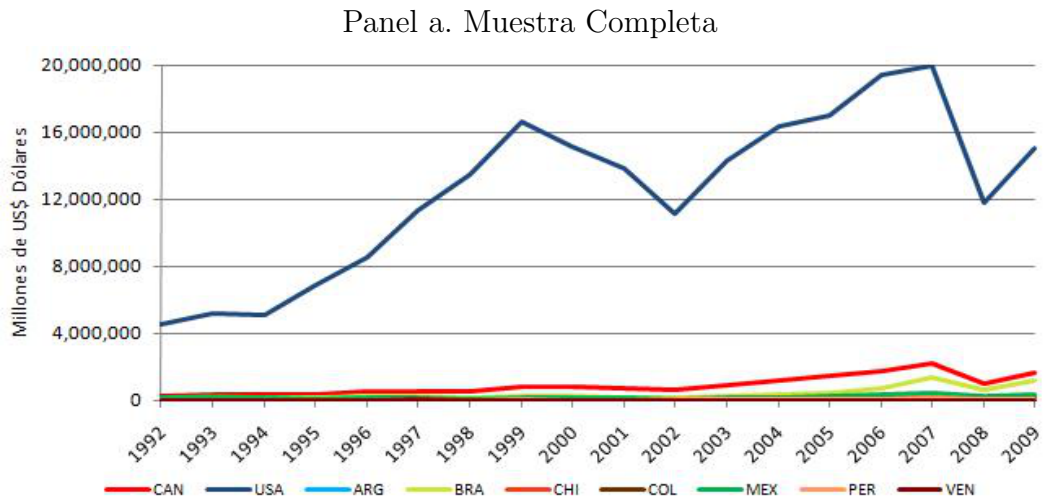
Las asimetrías existentes pueden ser observadas a través de diversas formas, entre las cuales destaca precisamente la capitalización de mercado. La Gráfica 1.10 Panel a y Panel b muestra la capitalización de los mercados en estudio. Se puede observar en el Panel a, que la capitalización de mercado de los Estados Unidos es la mayor del continente americano. El Panel b muestra la misma capitalización de mercado de los mercados de capitales de América pero sin tomar en cuenta al mercado estadounidense; se observa claramente que el mercado de capitales que le sigue en importancia al de Estados Unidos respecto a capitalización de mercado es el mercado de Canadá y después el mercado brasileño.

Resalta el hecho que tanto Estados Unidos como Canadá tienen dificultades respecto a la capitalización en sus mercados a inicios de la década del 2000, sin embargo logran recuperarse en 2002, y restablecer su tendencia creciente. Cabe decir, particularmente en Estados Unidos, se tiene la crisis del punto com en el periodo de 1997 a 2001 la cual tiene afectaciones particulares a principios de la década de los 2000's y asimismo cabe acentuar el atentado del 11 de Septiembre de 2001 a las torres gemelas en Nueva York, Estados Unidos.¹² No obstante, su tendencia al alza, nuevamente a principios de 2007 vuelven a tener problemas teniendo una gran caída en este respecto, pero nuevamente sobrellevan estos problemas y en 2008 vuelven a mostrar una tendencia creciente. Aquí, es importante mencionar que en el año 2007 se detona la crisis subprime estadounidense.¹³ Asimismo, respecto a los demás mercados de capitales de América percibimos que en 1992 la capitalización de mercado de estos mercados fue de \$4,976,568 millones de dólares la cual correspondía en ese entonces al 99.90 % de la capitalización de mercado en el continente americano, en tanto que en el año 2000 y 2007 fue de \$16,551,497 millones de dólares y \$24,409,446 millones de dólares siendo el 99.86 % y el 99.76 % respectivamente de la capitalización de América; y en 2009 es de \$18,727,605 millones de dólares representando el 99.79 % de la capitalización de los mercados de capitales en América.

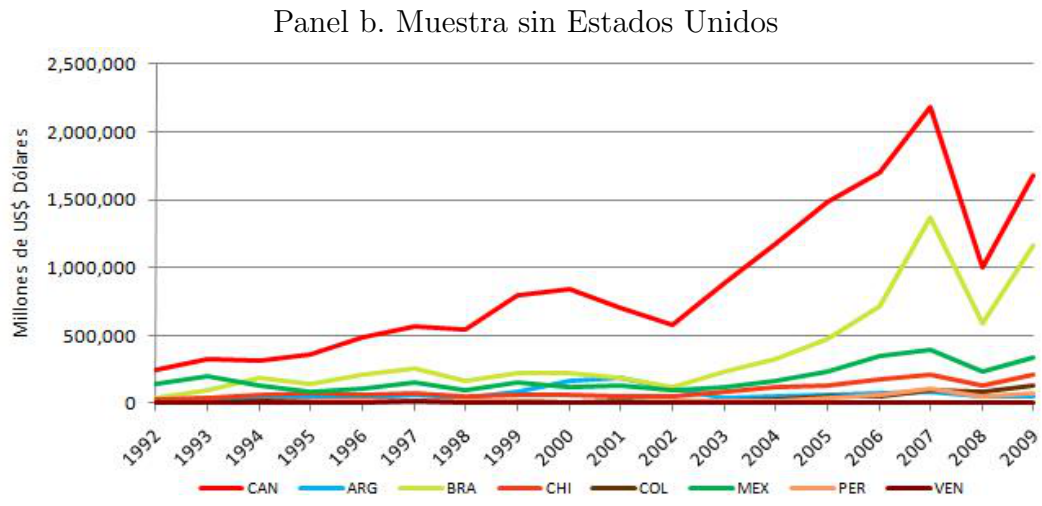
¹²Para mayor referencia veáse, Pérez (2004), Lowenstein (2004) y Johnston y Nedelescu (2005).

¹³Para mayores detalles veáse, Fuertes, Ortiz y Cabello (2010), Correa y Duarte (2009) y Girón y Chapoy (2009).

Gráfica 1.10: Capitalización de Mercado de los Mercados de Capitales de América



Fuente: Elaboración propia con datos del Emerging Stock Markets Factbook y del Global Stock Markets Factbook, 1992-2009, varios volúmenes.



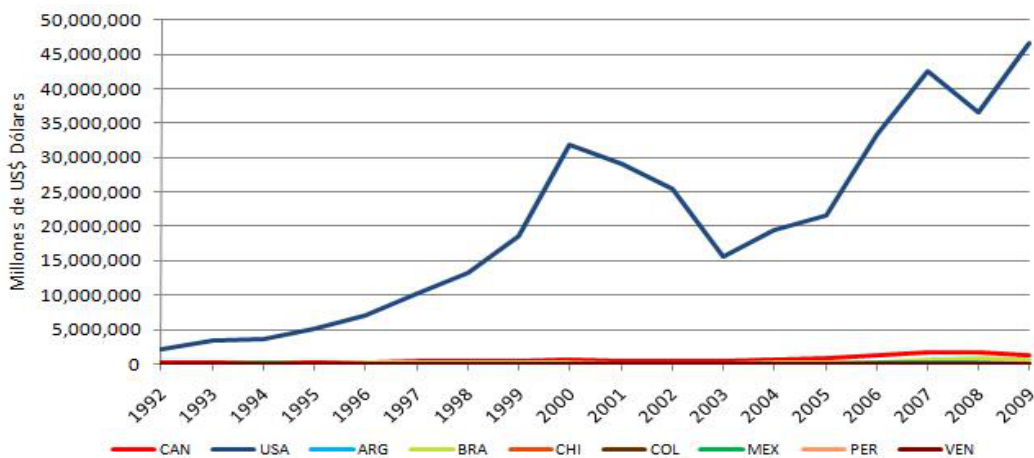
Fuente: Elaboración propia con datos del Emerging Stock Markets Factbook y del Global Stock Markets Factbook, 1992-2009, varios volúmenes.

Otro indicador del mayor nivel de actividad alcanzado por los mercados de capitales de América es el valor negociado, la Gráfica 1.11 Panel a y Panel b da cuenta de sus cambios. De la misma manera que la capitalización de mercado, el valor negociado es mostrado en dos gráficos. La Gráfica 1.11 Panel a exhibe a toda la muestra de países representativos de América y la Gráfica 1.11 Panel b muestra los mercados de capitales de América pero ahora

sin tomar en cuenta al mercado estadounidense.

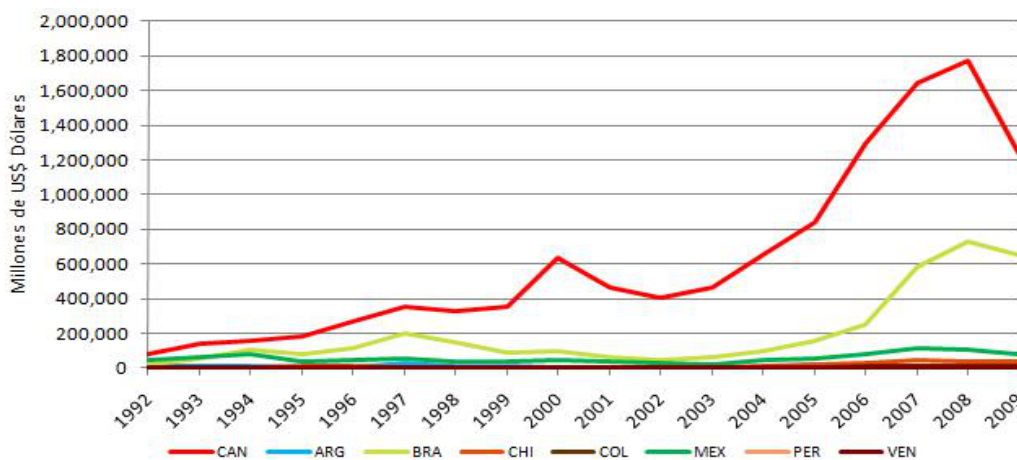
Gráfica 1.11: Valor Negociado de los Mercados de Capitales de América

Panel a. Muestra Completa



Fuente: Elaboración propia con datos del Emerging Stock Markets Factbook y del Global Stock Markets Factbook, 1992-2009, varios volúmenes.

Panel b. Muestra sin Estados Unidos



Fuente: Elaboración propia con datos del Emerging Stock Markets Factbook y del Global Stock Markets Factbook, 1992-2009, varios volúmenes.

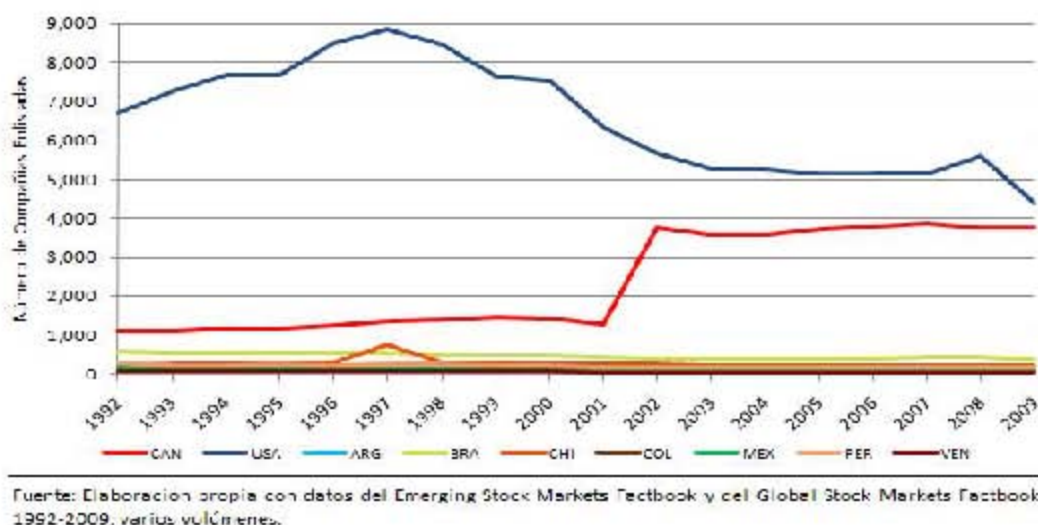
Es posible discernir que el valor negociado de estos países tiene un comportamiento similar a la capitalización de mercado y asimismo que el valor negociado de Estados Unidos es el mayor respecto al del resto de los mercados de América, siguiéndole en orden los mercados de Canadá y Brasil. Nuevamente se observa que tanto Estados Unidos como Canadá presentan

dificultades a inicios de siglo, pero en este caso ahora respecto al valor negociado en sus respectivos mercados; estos comienzan a inicios de la década del 2000, no obstante consiguen ser superados en el 2003 y así mantener su tendencia creciente, pero de nuevo en el 2008 vuelven a tener una baja en el nivel de valor negociado siendo una baja considerable que al 2009 no pudo superarse. Igualmente se percibe que en el año de 1992 el valor negociado dentro de los mercados de América fue de \$2,251,523 millones de dólares, cifra que equivalía en ese momento al 99.99 % del valor negociado en todos los mercados de capitales del continente americano; en el año 2000 y 2007 respectivamente el valor negociado en estos mercados era de \$29,617,382 millones de dólares y de \$45,029,568 millones de dólares los cuales a su vez representaban en ambos casos el 99.99 % del valor negociado dentro de América; y para el año 2009 se tenía un valor negociado de \$48,758,221 millones de dólares que equivalían al 99.99 % del valor negociado dentro de los mercados de capitales del continente americano. Cabe resaltar el hecho de que durante todo el periodo de estudio los mercados de capitales de América seleccionados representaron más del 99.99 % del valor negociado en los mercados de capitales de América.

Estas asimetrías de los mercados son tan marcadas debido al hecho del gran tamaño e importancia de las empresas de Estados Unidos, cuyas producciones y operaciones, en gran medida, no se limitan a nivel doméstico sino que en todos los sectores de la economía real, de servicios y bienes. Como los inversionistas buscan emisoras o empresas que generen riqueza, también buscan que sus inversiones tengan estabilidad; esta búsqueda por maximizar sus utilidades es precisamente la razón que ha generado en Estados Unidos un mercado maduro. Asimismo debe resaltarse que en Estados Unidos se cuenta con una amplia cultura bursátil y que es un país con un mercado maduro.

La Gráfica 1.12 resume las asimetrías con respecto al número de compañías enlistadas dentro de cada uno de los mercados de América; resalta el bajo número de compañías enlistadas en los mercados latinoamericanos.

Gráfica 1.12: Número de Compañías Enlistadas en los Mercados de Capitales de América

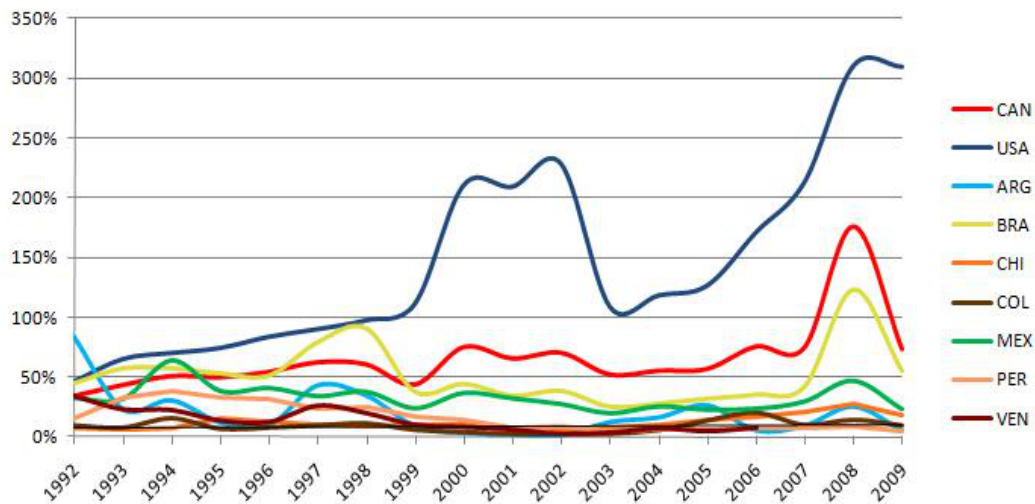


También se puede observar que Estados Unidos ostenta el mayor número de compañías enlistadas dentro de su mercado de capitales; no obstante la cantidad de compañías que tiene enlistadas ha venido disminuyendo desde fines-inicios de siglo siendo notorio que en el período de 1997 a 2003 disminuyeron las compañías enlistadas en este mercado, aunque después de ese período se tuvo un número de compañías enlistadas estable, cosa que cambió en el 2008 presentando un ligero crecimiento para después en 2009 decaer. El mercado de capital estadounidense en los años 1992, 2000, 2007 y 2009 tenía respectivamente 6,699, 7,524, 5,130 y 4,401 compañías enlistadas las cuales representaban el 68.44 %, 70.44 %, 48.54 % y 45.75 % de las compañías enlistadas en los mercados de capitales de América; y el 24.18 %, 15.74 %, 9.99 % y 9.06 % de las compañías enlistadas en los mercados de capitales del mundo. Lo más relevante respecto a este rubro de número de compañías enlistadas en los mercados de capitales, es el número de compañías enlistadas en el mercado de capitales canadiense. Canadá es el único país que ha experimentado un incremento en este ramo; de 2001 a 2002 el aumento fue considerable, de 1,299 a 3,756 compañías enlistadas, manteniéndose más o menos esta porción de compañías hasta la fecha. En conjunto los mercados de capitales seleccionados de América en el año de 1992 tenían 9,456 compañías enlistadas en sus mercados y representaban el 96.61 % de las compañías enlistadas en el continente americano; para el año 2000 y 2007 el número de compañías era de 10,406 y 10,269 las cuales constituían el 97.43 % y

el 97.17 % de las compañías enlistadas en América; y en el año 2009 los mercados de América contaban con 9,338 compañías enlistadas en sus mercados que asimismo representaban el 87.70 % de las compañías enlistadas en los mercados de capitales de América.

Otra manera de observar las diferencias entre los mercados de capitales de América es a través de la tasa de rotación, la cual está definida como el cociente entre el volumen de valor negociado y la capitalización de mercado. La tasa de rotación es considerada un indicador del grado de liquidez en los mercados de capitales; de esta manera, mientras mayor o menor sea la tasa de rotación más fácil o difícil será efectuar transacciones. En la Gráfica 1.13 se observa la rotación de los mercados de capitales de América.

Gráfica 1.13: Rotación de los Mercados de Capitales de América



Fuente: Elaboración propia con datos del Emerging Stock Markets Factbook y del Global Stock Markets Factbook, 1992-2009, varios volúmenes.

Se distingue mediante la Gráfica 1.13 que el mercado de capitales estadounidense es el que tiene mayor grado de liquidez; empero dicha liquidez tuvo un período inusitado entre el período 1999-2003, observamos que se tuvo un crecimiento considerable a fines de la década de los 90's, sin embargo en el 2001 el crecimiento se vuelve estable y posteriormente en 2002 se tiene una sorprendente caída en la tasa de rotación, después de esto desde 2004 se recupera la tendencia hacia la alza en el grado de liquidez por parte del mercado de capitales de Estados Unidos, pero de nuevo a fines del 2008 y principios del 2009 vuelve a caer la tasa de rotación. Estos períodos anormales de liquidez están relacionados con la

burbuja financiera creada por las bajas tasas de interés que a su vez conllevó a los altos grados de liquidez, y finalmente a que la burbuja financiera estallara y la caída del 2008-2009 esta asimismo relacionada con la actual crisis subprime. El mercado estadounidense en el año de 1992 tiene una tasa de rotación del 46.41 %, para el año 2000 y 2007 unas tasas del 210.95 % y 213.63 %; en el año 2009 el grado de liquidez era de 309.98 %; durante el período de 1992-2009 la tasa de rotación estadounidense represento un crecimiento en su nivel de liquidez del 567.86 %. El fuerte crecimiento del grado de liquidez del mercado de Estados Unidos ha ampliado aun más la brecha existente entre los mercados de capitales de América, y es que en la Gráfica 1.13 se muestra claramente el patente bajo grado de liquidez de los mercados de Latinoamérica respecto al mercado de capitales estadounidense, aunque cabe resaltar a los mercados canadiense y brasileño que en este rubro tuvieron un período de crecimiento en el 2007-2008, pero desafortunadamente para ellos, contagiados por la crisis subprime estadounidense-mundial cayeron en el 2009.

Continuando con las asimetrías de los mercados de capitales de América, otra manera de medir el nivel de desarrollo de sus mercados y de esta forma discernir entre ellos, es el nivel de profundización de dichos mercados, para ello es necesario previamente conocer el Producto Interno Bruto de los países de América seleccionados. En el Cuadro 1.1 se muestra el PIB de los países de América elegidos.

El Cuadro 1.1 resalta las asimetrías tan marcadas respecto a los tamaños de las economías, no hay que perder de vista y asimismo recalcar el hecho de que la economía estadounidense es la de mayor nivel de producción a escala mundial. El PIB en conjunto de los países seleccionados en el año 1992 era de \$8,036,733 millones de dólares de los que el 78.86 % correspondían a la economía estadounidense; para el año 2000 y 2007 el PIB de los países de América era de \$12,322,476 y \$19,142,322 millones de dólares de los que la economía de Estados Unidos aportaba el 79.67 %; y el 73.47 %, y en el año 2009 se tenía un PIB agregado de las economías de América del \$19,483,331 millones de dólares de los que la economía estadounidense contribuía con el 72.47 %.

Cuadro 1.1: PIB de los países de América

PIB (Millones de US\$ Dólares)									
	CAN	USA	ARG	BRA	CHI	COL	MEX	PER	VEN
1992	551,559	6,337,740	229,138	387,295	42,171	48,343	360,583	27,579	51,625
1993	550,394	6,557,410	236,505	429,585	44,721	56,382	403,323	32,066	49,545
1994	550,521	7,072,220	257,440	543,087	58,587	81,241	266,447	45,219	51,050
1995	591,555	7,397,550	258,032	770,350	69,534	85,495	240,448	52,319	47,207
1996	510,347	7,316,360	272,150	311,074	73,505	100,177	321,730	52,565	61,333
1997	517,294	8,304,340	292,359	341,228	78,349	94,086	392,356	57,510	83,680
1998	598,020	8,747,000	298,348	310,189	77,115	93,188	389,701	52,498	89,304
1999	582,250	9,268,410	283,523	595,571	70,063	80,388	483,146	49,539	91,292
2000	717,347	9,316,070	284,204	503,408	70,352	89,791	573,346	52,529	113,600
2001	596,516	10,128,000	268,597	561,364	66,347	98,139	535,533	54,742	117,030
2002	710,381	10,469,500	94,151	418,350	65,052	85,534	507,482	56,558	77,020
2003	941,150	10,960,300	129,178	588,544	85,343	97,337	572,224	61,125	83,694
2004	1,075,150	11,585,300	151,231	731,548	104,144	127,590	759,372	72,531	110,771
2005	1,179,340	12,421,300	176,724	917,563	128,727	148,917	855,530	76,284	141,437
2006	1,230,162	13,398,300	215,276	1,108,584	145,298	172,502	950,557	94,455	184,251
2007	1,546,399	14,061,300	259,571	1,503,157	173,147	216,360	1,039,075	112,059	227,253
2008	1,308,566	14,369,100	302,415	1,286,225	141,387	217,222	899,101	118,319	311,131
2009	1,459,550	14,119,100	303,032	1,305,912	180,257	246,199	910,359	132,089	326,133

Fuente: Elaboración propia con datos del CD del Fondo Monetario Internacional, varios períodos.

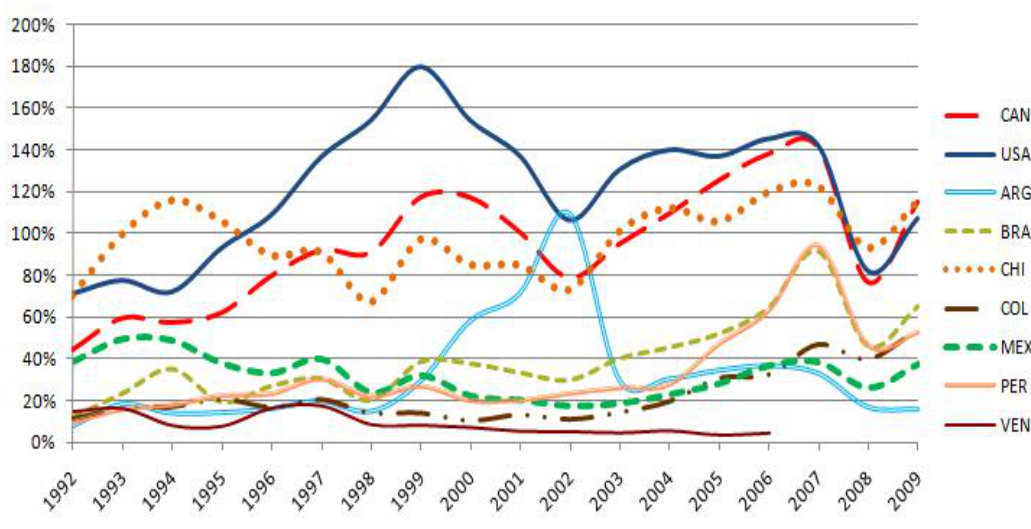
El nivel de actividad económica es importante en los mercados de capitales, pues el dinamismo de la economía refleja el estado de confianza en que haya crecimiento económico y con este mejoren los resultados de las empresas y cuenten con capacidad de pagar mayores dividendos, y por ende se tenga mejor valoración de los activos. Por tal hecho es de esperarse que cuando se tengan incrementos en el nivel de producción también se tengan incrementos en los precios de las acciones.

La profundización en los mercados de capitales, su medición es trascendental dado que un mayor grado de profundidad implica un mayor nivel de ahorro y de financiamiento para las empresas con un costo de capital más bajo, lo cual genera que los recursos se asignen de manera más eficiente a las inversiones más rentables, y así los riesgos se diseminan entre sectores más amplios de la sociedad. Por tal motivo es fundamental que los mercados de capitales tengan grados de profundidad altos pues esto conllevará a mayores posibilidades para que se canalice el ahorro de la sociedad en forma tal que pueda influir en la creación de empleos y el aumento del producto, todo esto dado porque las empresas podrán contar

con mejores oportunidades de financiamiento a un costo relativamente bajo (López-Herrera, 2006).

Las Gráficas 1.14 y 1.15 muestran la profundidad de mercado de los mercados de capitales de América; la Gráfica 1.14 expone la profundidad de mercado a través de la capitalización de mercado en razón del PIB y la Gráfica 1.15 muestra la profundidad de mercado mediante el valor negociado en relación al PIB.

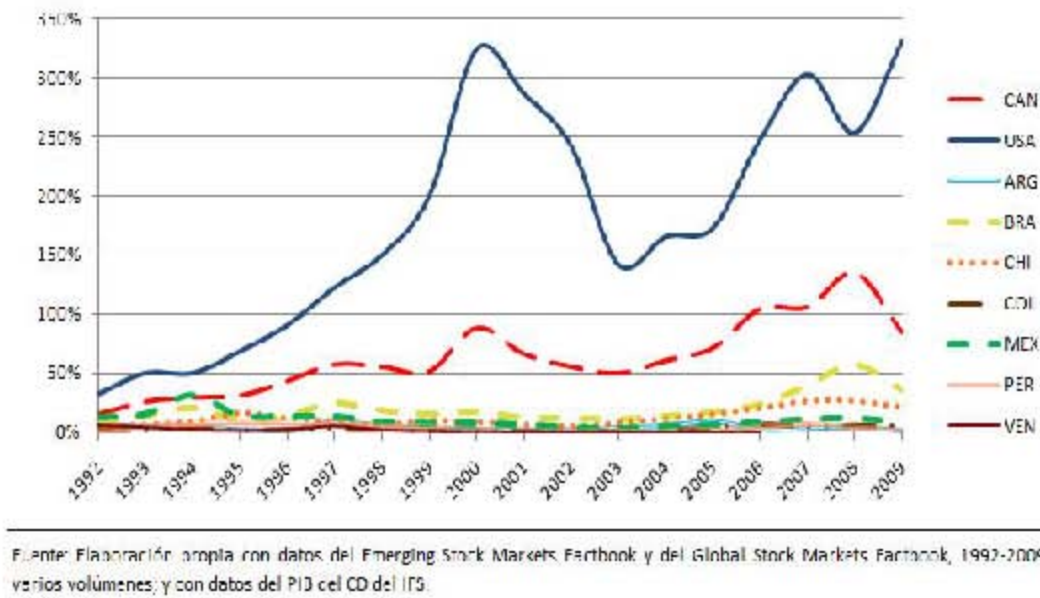
Gráfica 1.14: (Capitalización de Mercado / PIB) de los Mercados de Capitales de América



Fuente: Elaboración propia con datos del Emerging Stock Markets Factbook y del Global Stock Markets Factbook, 1992-2009, varios volúmenes; y con datos del PIB del CD del IFS.

Las gráficas precedentes señalan que el mercado de capitales de Estados Unidos muestra un mayor grado de desarrollo respecto a su PIB. Sin embargo es notable el hecho de que los mercados de Canadá y Chile en lo que respecta a la profundización de mercado en función de la capitalización de mercado han tenido grados similares al estadounidense y por momentos han superado dichas similitudes. No obstante, el nivel de desarrollo de los mercados de Brasil, Perú y Colombia visto asimismo a través de la profundidad de mercado de sus respectivos mercados de capitales en lo que concierne a la capitalización de mercado muestra un espectacular crecimiento desde inicios de siglo y se mantiene hasta hoy en día. Por su parte, la profundidad de mercado de los mercados de capitales de América vista mediante el valor negociado nos muestra en este caso que solo es el mercado estadounidense el hegemónico, siguiéndole el mercado de Canadá en nivel de desarrollo.

Gráfica 1.15: (Valor Negociado / PIB) de los Mercados de Capitales de América



En síntesis en este capítulo se ha examinado primeramente a la globalización como un escape y un impulsor importante de los mercados de capitales; seguido se ha mostrado la importancia que se tiene al tener mercados de capitales integrados y lo que conlleva el aminoramiento de dependencias entre estos mercados. Después se ha definido que se entiende por mercado de capitales y sus principales connotaciones, es decir, mercados de capitales desarrollados y mercados de capitales emergentes; aquí se ha tomado en cuenta la definición establecida por S&P. Seguido se ha distinguido entre mercados de capitales desarrollados y emergentes y asimismo entre mercados de capitales percibidos vía continentes para así poder justificar el porqué del estudio de los mercados de capitales de América. Se han estudiado por separado los mercados de capitales de América, y se ha generado una selección de mercados de capitales representativos de estos mercados, tal selección de mercados será la elegida para su estudio posteriormente mediante la metodología de cópulas y asimismo para la estimación de pérdidas potenciales vía el Valor en Riesgo. Finalmente se mostraron las diversas asimetrías existentes entre los mercados de América.

Capítulo 2

Teoría de Cópulas

El objetivo de este capítulo es revisar la teoría de cópulas. Primeramente dando una definición formal de cópula y enunciando las características más importantes de esta teoría. Conjuntamente, se muestran los pasos a seguir en la construcción de cópulas. Asimismo, para resaltar la importancia de esta teoría se examina la literatura al respecto. Basándonos en una de las principales características de la cópula, la dependencia; se hace el enlace con el Capítulo I en el cual se trataron los patrones de cambio de los mercados de capital y se resalta la importancia que tiene la dependencia. Se exponen diversos mecanismos de dependencia y después se enuncia su representación vía cópulas.

Cabe decir, que la palabra *cópula* se deriva del latín y significa “enlace, vínculo, ligadura”. Particularmente, en un sentido matemático-estadístico la palabra cópula fue empleada por vez primera por Abe Sklar (1959), siendo enunciada en un teorema (Teorema de Sklar) que describe las funciones que “atan” funciones de distribución unidimensionales conformando funciones de distribución multivariadas.¹

La investigación realizada sobre cópulas inicialmente se dió a través de estudios de espacios métricos y después destacó de manera importante en el área de la estadística y probabilidad.

¹Cabe mencionar que anteriormente a Sklar, Hoeffding (1940) ya había realizado un estudio similar. En los estudios de Hoeffding las funciones de distribución tiene cabida en el espacio $(-\frac{1}{2}, \frac{1}{2}) \times (-\frac{1}{2}, \frac{1}{2})$ mientras que las funciones de Sklar se encuentran en el espacio $(0, 1) \times (0, 1)$.

Nelsen (2006) menciona que fue desde hace poco más de dos décadas que el estudio de la Teoría de Cópulas tuvo mayor relevancia.

El estudio de las cópulas es relevante dado que por una parte describen la dependencia entre varias variables aleatorias, a través del estudio de medidas de dependencia libres de escala, y por otra parte son el punto de partida para la construcción de nuevas distribuciones de probabilidad (Fisher, 1997).

2.1. Teoría y Modelación de Cópulas

2.1.1. Elementos Estadísticos Básicos

La parte medular de la teoría de cópulas, tiene como punto de partida la teoría de la probabilidad.

La noción de independencia entre variables aleatorias dada la teoría de probabilidades está definida como:

Sean X y Y dos variables aleatorias, X y Y son independientes si y sólo si, para cualesquiera x y y se tiene que,

$$Pr[X \leq x; Y \leq y] = Pr[X \leq x] * Pr[Y \leq y] \quad (2.1)$$

o equivalentemente

$$Pr[X \leq x|Y] = Pr[X \leq x] \quad (2.2)$$

En otras palabras, dos variables aleatorias son independientes si los valores que toma una de ellas no afectan a los de la otra ni a sus probabilidades.

Por su parte, el concepto de dependencia es mucho más sutil de definir, o al menos en la manera en la cual es cuantificado. Si dos variables aleatorias reales X y X' son mutuamente dependientes, entonces el conocimiento de X implica el conocimiento de X' , y recíprocamente.

Esta afirmación significa que existe un mapeo uno a uno f tal que,

$$X' = f(X) \text{ casi en todas partes} \quad (2.3)$$

El mapeo f es estrictamente creciente o decreciente. En el primer caso, las variables aleatorias se dice que son comonotónicas y en el segundo caso se dice son contramonotónicas.

En otras palabras si existe dependencia perfecta positiva entre las variables aleatorias, estas variables se dice que son comonotónicas, y si existe dependencia perfecta negativa entre las variables aleatorias, estas variables se dice que son contramonotónicas.

Si las variables aleatorias X y Y presentan la misma dependencia que las variables aleatorias X' y Y' . Una posible interpretación, es que las variables aleatorias X y X' por una parte, y Y y Y' por el contrario, son comonotónicas. En este caso, todas las variables o funciones que describen la dependencia entre dos (o más variables en general) variables aleatorias deberían gozar de la propiedad de invariancia bajo un incremento arbitrario en el mapeo.

Suponiendo que existe una función C que describe la dependencia entre las variables aleatorias X y Y y una función C' que describe la dependencia entre las variables aleatorias X' y Y' ; donde X y X' (respectivamente, Y y Y') son comonotónicas, i.e.,

$$X' = h_1(X) \quad (2.4)$$

y

$$Y' = h_2(Y) \quad (2.5)$$

donde h_1 y h_2 son funciones crecientes en \mathbb{R} (si se consideran valores reales de las variables aleatorias), la propiedad de invariancia bajo mapeo estrictamente creciente es: $C = C'$.

La construcción de la función C es como sigue.

Cuando los coeficientes de correlación miden algún tipo de dependencia, estos solo son capaces de medir dependencia lineal. Por lo tanto, no se cumple con el requisito de un concepto general

de dependencia que debería implicar una estructura no lineal monótona. Por lo tanto, es necesario buscar otro concepto.

Consideremos dos variables aleatorias X y Y y su función de distribución conjunta denotada por H :

$$H(x, y) = Pr[X \leq x; Y \leq y] \quad (2.6)$$

Las distribuciones marginales de X y Y son respectivamente,

$$F(x) = Pr[X \leq x] = \lim_{t \rightarrow \infty} H(x, t) \quad (2.7)$$

y

$$G(y) = Pr[Y \leq y] = \lim_{t \rightarrow \infty} G(t, y) \quad (2.8)$$

Por simplicidad, asúmase que F y G son continuas y crecientes, de manera que las inversas F^{-1} y G^{-1} existen. Entonces, se tiene,

$$C(u, v) = H(F^{-1}(u), G^{-1}(v)), \quad \forall u, v \in [0, 1] \quad (2.9)$$

La función de distribución conjunta de las variables aleatorias X' y Y' , es:

$$\begin{aligned} H^{-1}(x, y) &= Pr[X' \leq x; Y' \leq y] \\ &= Pr[X \leq h_1^{-1}(x); Y \leq h_2^{-1}(y)] \\ &= H(h_1^{-1}(x), h_2^{-1}(y)) \end{aligned} \quad (2.10)$$

Y sus distribuciones marginales son,

$$F'(x) = Pr[X' \leq x] = F(h_1^{-1}(x)) \quad (2.11)$$

y

$$G'(y) = Pr[Y' \leq y] = G(h_2^{-1}(y)) \quad (2.12)$$

Entonces, se tiene:

$$C'(u, v) = H'(F'^{-1}(u), G'^{-1}(v)), \quad \forall u, v \in [0, 1] \quad (2.13)$$

en donde,

$$C(u, v) = C'(u, v), \quad \forall u, v \in [0, 1] \quad (2.14)$$

Resulta que la función C obedece la propiedad de invariancia bajo mapeos estrictamente crecientes y además capta la dependencia entre X y Y .

La función C cumple las siguientes propiedades:

- $C(u, 1) = u$ y $C(1, v) = v, \quad \forall u, v \in [0, 1]$
 - $C(u, 0) = C(0, v) = 0, \quad \forall u, v \in [0, 1]$
 - C es 2-creciente, $\forall u_1 \leq u_2$ y $v_1 \leq v_2$:
- $$C(u_2, v_2) - C(u_2, v_1) - C(u_1, v_2) + C(u_1, v_1) \geq 0 \quad (2.15)$$

Esta última propiedad es una simple traducción de la no negatividad de las probabilidades, específicamente de la siguiente expresión,

$$Pr[F^{-1}(u_1) \leq X \leq F^{-1}(u_2); G^{-1}(v_1) \leq Y \leq G^{-1}(v_2)] \geq 0 \quad (2.16)$$

Estas tres propiedades definen el objeto matemático llamado cópula, el cual tiene por finalidad describir las propiedades generales de dependencia de variables aleatorias.

2.1.2. Definición y Propiedades Principales de las Cópulas

En esta sección se presentan las principales propiedades de las cópulas, haciendo hincapié en las definiciones y los teoremas más importantes.²

²Para una presentación más exhaustiva y formal, referirse a Nelsen (2006).

Definición de Cópula

Una función $C : [0, 1]^n \rightarrow [0, 1]$ es una n -cópula si cuenta con las siguientes propiedades:

- $\forall u \in [0, 1], C(1, \dots, 1, u, 1, \dots, 1) = u$
- $\forall u_i \in [0, 1], C(u_1, \dots, u_n) = 0$ si al menos uno de los u_i 's es igual a cero
- C está definida y es n -creciente, i.e., el C -volumen de cada caja cuyos vértices se encuentran en $[0, 1]^n$ es positivo

Se desprende de esta definición que una cópula no es más que una distribución multivariada dentro del intervalo $[0, 1]^n$ con marginales uniformes.

En otras palabras, se define cópula como una función de distribución multivariada definida en el cubo unitario $[0, 1]^n \times [0, 1]$, con marginales uniformemente distribuidas. Esta definición es muy natural si se tiene en cuenta cómo es que se deriva una cópula de una función de distribución multivariada continua; de hecho, en este caso la cópula no es más que la función de distribución multivariada original con una transformación hacia una marginal univariada.

TEOREMA 1. *Teorema de Sklar*

Sea una función de distribución n -dimensional F con distribuciones marginales continuas F_1, \dots, F_n , existe una única n -cópula $C : [0, 1]^n \rightarrow [0, 1]$ tal que:

$$F(x_1, \dots, x_n) = C(F_1(x_1), \dots, F_n(x_n)) \quad (2.17)$$

Por lo tanto, la cópula combina las marginales para formar la distribución multivariada. Este teorema proporciona una parametrización de la distribución multivariada y un esquema de construcción de cópulas. De hecho, dada una distribución F con marginales multivariantes F_1, \dots, F_n , la función:

$$C(u_1, \dots, u_n) = F(F_1^{-1}(u_1), \dots, F_n^{-1}(u_n)) \quad (2.18)$$

es automáticamente una n -cópula. Esta cópula es la cópula de la distribución multivariada F .

Una propiedad poderosa compartida por todas las cópulas es su invariancia bajo mapeos arbitrarios crecientes de las variables aleatorias.

TEOREMA 2. *Teorema de Invariancia*

Sean n variables aleatorias continuas X_1, \dots, X_n con cópula C . Entonces, si $h_1(x_1), \dots, h_n(x_n)$ son crecientes sobre los rangos de X_1, \dots, X_n , las variables aleatorias $Y_1 = h_1(X_1), \dots, Y_n = h_n(X_n)$ tienen exactamente la misma cópula C .

Este resultado demuestra que la dependencia total entre las n variables aleatorias es captada completamente por la cópula, independiente de la forma de las distribuciones marginales. En otras palabras, el teorema de invariancia muestra que la cópula es una medida intrínseca de dependencia entre variables aleatorias. Bajo un cambio monótono de la variable, de una vieja variable a una nueva variable, estas dos variables son comonotónicas por definición.

Intuitivamente, como se explica en la sección anterior, es natural que una medida de dependencia entre dos variables aleatorias deba ser insensible a la sustitución de una de las variables por una variable comonotónica: si X y X' son dos variables comonotónicas, se espera la misma estructura de dependencia para el par (X, Y) y para el par (X', Y) . Este es precisamente el contenido del teorema de invariancia de cópulas.

Por el contrario, una medida de dependencia, tal como el coeficiente de correlación (coeficiente de correlación de Pearson) que es función tanto de la cópula y la distribución marginal no es invariante bajo un cambio monótono de la variable. No constituye una medida intrínseca de la dependencia. La ventaja de utilizar cópulas es la disociación entre las distribuciones marginales, por una parte y de la dependencia por la otra parte.

Propiedades de las Cópulas

Existen varias propiedades útiles que gozan las cópulas, entre ellas destacan las siguientes:

En primer lugar, toda cópula es uniformemente continua.

Proposición

Sea C una n -cópula, para toda $u_1, \dots, u_n \in [0, 1]$ y toda $v_1, \dots, v_n \in [0, 1]$:

$$|C(v_1, \dots, v_n) - C(u_1, \dots, u_n)| \leq |v_1 - u_1| + \dots + |v_n - u_n| \quad (2.19)$$

Este resultado es consecuencia directa de la propiedad de que las cópulas son n -crecientes. De hecho, limitándonos al caso de dos variables, por la sencillez de la exposición y mas concretamente por el hecho de que las estimaciones a realizar en esta tesis tiene el carácter de ser bivariadas, se tiene que la desigualdad del triángulo implica:

$$\begin{aligned} |C(v_1, v_2) - C(u_1, u_2)| &\leq |C(v_1, v_2) - C(u_1, v_2) + C(u_1, v_2) - C(u_1, u_2)| \\ &\leq |C(v_1, v_2) - C(u_1, v_2)| + |C(u_1, v_2) - C(u_1, u_2)| \end{aligned} \quad (2.20)$$

donde,

$$|C(v_1, v_2) - C(u_1, v_2)| \leq |v_1 - u_1| \quad (2.21)$$

y

$$|C(u_1, v_2) - C(u_1, u_2)| \leq |v_2 - u_2| \quad (2.22)$$

Lo que lleva al resultado esperado. Además, se deduce que una cópula es diferenciable en casi todas partes.

Límites Inferior y Superior de una Cópula

Un aspecto importante de las cópulas es que al ser acotadas y n -crecientes estas cuentan con límites, i.e., se tiene un límite inferior y un límite superior.

Formalmente, tenemos que:

Proposición Básica

Sea C una n -cópula. Para casi todos $(u_1, \dots, u_n) \in [0, 1]^n$, la derivada parcial de C con respecto a u_i existe y:

$$0 \leq \frac{\partial C}{\partial u_i}(u_1, \dots, u_n) \leq 1 \quad (2.23)$$

Estas dos propiedades muestran que las cópulas disfrutan de buenas condiciones de regularidad (o suavizamiento).

Debido a la propiedad de que las cópulas son n -crecientes, podemos encontrar un límite inferior y un límite superior para cualquier cópula. Eligiendo $u_2 = v_2 = 1$ en (2.15), obtenemos que cualquier cópula bivalente satisface,

$$C(u, v) \geq u + v - 1 \quad (2.24)$$

Además, como la cópula es no negativa, se obtiene una cota inferior para cualquier cópula bivariada,

$$C(u, v) \geq \max(u + v - 1, 0) \quad (2.25)$$

Similarmente, alternando ($u_1 = 0, v_2 = 1$) y ($u_2 = 1, v_1 = 0$), se obtiene una cota superior para cualquier cópula bivariada,

$$C(u, v) \leq \min(u, v) \quad (2.26)$$

Evidentemente estos dos límites cumplen los requisitos de las cópulas, calificando las funciones $\max(u + v - 1, 0)$ y $\min(u, v)$ como auténticas cópulas bivariadas. Estos dos límites son por tanto los límites más estrechos posibles.

Cabe resaltar que las cópulas a analizar en esta tesis corresponden únicamente a cópulas bivariadas, la generalización a cópulas de mayor dimensión queda fuera del alcance de esta tesis.

2.1.3. Familias de Cópulas

Mediante el teorema de Sklar, se sabe que para cada función de distribución multivariada, se puede fácilmente derivar una cópula. A pesar de existir un número considerable, solo unas cuantas familias de cópulas juegan un papel importante. Entre las familias de cópulas que tienen este papel se encuentra la familia de cópulas elípticas.

Cóputas Elípticas

Las cóputas elípticas³ son las que mayor aplicación han tenido en los mercados financieros. La particularidad de estas cóputas es que son aquellas que se encuentran asociadas a variables aleatorias cuya función de distribución multivariada es simétrica, lo cual conlleva a que las curvas de nivel que se crean mediante este tipo de cóputas tienen forma elíptica.

Dentro de esta familia de cóputas dos son las de mayor importancia; la cóputa normal (o gaussiana) y la cóputa t-student, las cuales derivan funciones de distribución multivariadas que poseen estos mismos nombres. Por construcción, estas dos cóputas están cerca la una de la otra en su parte central, y se vuelven cada vez más cerca de su cola sólo cuando aumenta el número de grados de libertad en la cóputa t-student. Como consecuencia de ello, a veces es difícil distinguir entre ellas. Sin embargo, estas dos cóputas pueden tener comportamientos radicalmente diferentes con respecto a la dependencia entre los extremos.

Cóputa Gaussiana

La cóputa gaussiana es la cóputa derivada de la distribución gaussiana multivariada. La cóputa gaussiana proporciona un entorno natural de la generalización de distribuciones gaussianas multivariadas.

Φ denota la distribución normal (acumulada) y $\Phi_{\rho,n}$ denota la distribución normal estándar n -dimensional con matriz de correlación ρ .

La n -cóputa gaussiana con matriz de correlación ρ es:

$$C_{\rho,n}(u_1, u_n) = \Phi_{\rho,n}(\Phi^{-1}(u_1), \Phi^{-1}(u_n)) \quad (2.27)$$

Cuya densidad es:

$$c_{\rho,n}(u_1, u_n) = \frac{\partial C_{\rho,n}(u_1, u_n)}{\partial u_1 \partial u_2} \quad (2.28)$$

³Las cóputas elípticas se derivan de distribuciones multivariadas elípticas (Jonhson y Kotz, 1972).

o

$$c_{\rho,n}(u_1, u_n) = \frac{\partial \mathbf{1}}{\sqrt{\det \rho}} \exp\left(-\frac{1}{2} y^t(u) (\rho^{-1} - Id) y(u)\right) \quad (2.29)$$

$$\text{con } y^t(u) = (\Phi^{-1}(u_1), \Phi^{-1}(u_2))$$

La cópula gaussiana está completamente determinada por el conocimiento de la matriz del coeficiente de correlación ρ .

Cópula t-Student

La cópula t-student se deriva de la distribución multivariada t-student. Proporciona una generalización natural de las distribuciones multivariadas t-student.

Sea una distribución t-student n -dimensional $T_{n,\rho,\nu}$ con ν grados de libertad y una matriz ρ , tal que,

$$T_{n,\rho,\nu} = \frac{1}{\sqrt{\det \rho}} \frac{\Gamma(\frac{\nu+n}{2})}{\Gamma(\frac{\nu}{2})(\pi\nu)^{n/2}} \int_{-\infty}^{x_1} \int_{-\infty}^{x_2} \frac{dx}{\left(1 + \frac{x^t \rho^{-1} x}{\nu}\right)^{\frac{\nu+n}{2}}} \quad (2.30)$$

La cópula t-student es:

$$C_{n,\rho,\nu}(u_1, u_n) = T_{n,\rho,\nu}(T_\nu^{-1}(u_1), T_\nu^{-1}(u_2)) \quad (2.31)$$

Donde T_ν es la distribución univariada t-student con ν grados de libertad.

La densidad de la cópula t-student es:

$$c_{n,\rho,\nu}(u_1, u_n) = \frac{1}{\sqrt{\det \rho}} \frac{\Gamma(\frac{\nu+n}{2}) [\Gamma(\frac{\nu}{2})]^{n-1}}{[\Gamma(\frac{\nu+1}{2})]^n} \frac{\prod_{k=1}^n \left(1 + \frac{y_k^2}{\nu}\right)^{\frac{\nu+1}{2}}}{\left(1 + \frac{y^t \rho^{-1} y}{\nu}\right)^{\frac{\nu+n}{2}}} \quad (2.32)$$

$$\text{con } y^t = (T_\nu^{-1}(u_1), T_\nu^{-1}(u_2))$$

Dado que la distribución t-student tiende a la distribución normal cuando ν tiende a infinito, la cópula t-student tiende a la cópula gaussiana cuando $\nu \rightarrow \infty$, i.e.,

$$\sup_{u \in [0,1]^n} |C_{n,\rho,\nu}(u) - C_{n,\rho}(u)| \rightarrow 0, \quad \text{cuando } \nu \rightarrow \infty \quad (2.33)$$

La descripción de la cópula t-student se basa en dos parámetros: la matriz de correlación ρ , del mismo modo que el caso gaussiano, y además, en el número de grados de libertad ν . Una estimación precisa del parámetro ν es bastante difícil, sin embargo su estimación no puede ser tomada a la ligera ya que una mala estimación de ν puede tener un impacto importante sobre el valor estimado de la cópula t-student. Como consecuencia, la cópula t-student es más difícil de calibrar, pero una vez realizada una correcta especificación la cópula t-student es más parsimoniosa que la cópula gaussiana.

Otras Familias de Cópulas

Cabe mencionar, como se dijo con anterioridad la existencia de un sin fin de cópulas. Sin embargo, por lo que respecta a esta tesis sólo se hace referencia a las cópulas de la familia de cópulas elípticas. Es importante recalcar que no se les resta importancia a las demás familias de cópulas, sino que dada la estructura y supuestos de esta tesis solo se hace énfasis en la familia de cópulas elípticas, particularmente la cópula normal y la cópula t-student.

A continuación se da una breve reseña de algunas de las familias de cópulas más importantes. Para mejor referencia dirigirse a Nelsen (2006).

Cópulas Arquímedeanas

La familia de cópulas arquímedeanas es una de las más representativas y estudiadas a nivel teórico y aplicado. La importancia de esta clase de cópulas radica en su sencilla definición, la cual permite construir un numeroso grupo de funciones pertenecientes a esta familia, mientras a su vez goza de un cierto número de propiedades interesantes.

Cópulas de Valor Extremo

Esta familia de cópulas se genera mediante la estructura de dependencia de la distribución generalizada de valores extremos multivariada, MGEV.

Cópulas Arquimax

La familia de cópulas arquimax esta compuesta por una combinación entre las cópulas arquímedicas y las cópulas de valores extremos.

2.2. Evidencia de Cópulas

La modelación con cópulas ha sido utilizada últimamente para múltiples aplicaciones entre las que se encuentran la toma de decisiones de mercado, el análisis de riesgo actuarial, y el análisis económico-financiero. En el contexto económico-financiero de la presente tesis la teoría de cópulas tiene diversas aplicaciones como son: la medición de la relación de dependencia, la valuación del Valor en Riesgo, la valuación de productos derivados, el análisis de riesgo crédito, el análisis de estructuras de tipos de interés, el análisis del riesgo operacional de la banca, el análisis de la agregación de riesgos en el contexto de capital económico, y diversas aplicaciones más. Cabe mencionar que en el caso de esta tesis sólo se analiza la medición de la relación de dependencia y la valuación del VaR.

En la actualidad se cuenta con un alto número de investigaciones sobre cópulas, por ejemplo: Clemen y Reilly (1999) discuten la aplicación de cópulas en la decisión de mercado; Frees y Valdez (1998) muestran el uso de cópulas en el análisis de riesgo actuarial; mientras que Embrechts, McNeil y Straumann (2002) abogan por el uso de cópulas en las finanzas. Estudios recientes en esta área incluyen, Chiou y Tsay (2008), Schleicher y Salmon (2006) y Goorbergh, Genest y Werker (2005) quienes utilizan la cópula en la valuación de opciones. Geon y Hyun (2011) y Kainth (2007) utilizan la cópula para la valuación de swaps. Junker, Szimayer y Wagner (2006) emplean la metodología de cópula para analizar estructuras de plazo de los tipos de interés; Frey y McNeil (2003), Giesecke (2004), Meneguzzo y Vecchiato (2004), Hamerle y Rosch (2005) y Ebmeyer, Klaas y Quell (2007) hacen uso de la cópula en el análisis de riesgos de crédito; Neslehova, Embrechts y Chavez-Demoulin (2006) utilizan la cópula para

el cálculo del riesgo operacional en la banca. Gründl, Heumann, Peretti y Warner (2007) y Kaufmann y Wilderotter (2007) analizan vía cópula la agregación de riesgos en el contexto de capital económico.

Debates metodológicos y empíricos por el uso de cópulas se pueden encontrar en Cherubini, Luciano y Vecchiato (2004); Rockinger y Jondeau (2001); Fortín y Kuzmics (2002); Embrechts, McNeil y Straumann (2002); Embrechts, Höing y Juri (2003); Chen y Fan (2002); Fermanian y Scaillet (2003); Li (2000) y Rosenberg (2003).

Concerniente a una de las temáticas principales de investigación en esta tesis, es decir, la teoría de cópulas aplicada a la dependencia entre mercados de capitales, López (2006) y Samitas, Kenourgios y Paltalidis (2007) realizan estudios de dependencia y contagio vía cópulas. Hu (2002) y Kole, Koedijk y Verbeek (2005) analizan patrones de dependencia entre mercados financieros vía cópulas. Chan-Lau, Mathieson y Yao (2004) y Gonzalo y Olmo (2005) realizan estudios de contagio de mercados financieros a través de la implementación de la metodología de cópula.

Respecto al análisis de riesgo, Torres y Olarte (2009) analizan la valuación del VaR a través de cópulas. Embrechts, Höing y Puccetti (2005) aplican el método de cópula para crear diversos escenarios de valor en riesgo para el peor de los casos. Rank (2007) muestra la fiabilidad del uso de cópulas en uno de los dos métodos principales de la valuación del VaR, el método de Monte Carlo.

Cabe recalcar que estos estudios analizan el caso de los mercados financieros desarrollados; los estudios con cópulas sobre mercados emergentes son escasos. Deben, no obstante resaltarse las investigaciones de Ozun y Cifter (2007) y Hotta, Lucas y Palaro (2008) quienes utilizan la metodología de cópulas en la valuación del VaR de portafolios de mercados emergentes de Latinoamérica. En este respecto la presente tesis sobrepone estas limitaciones y por la metodología de frontera es una importante contribución al estudio de la economía financiera de los mercados de América Latina.

2.3. Dependencia y Cópulas

2.3.1. Cópulas y su Importancia

La relación entre mercados de capitales conforme a lo visto en el primer capítulo es de gran importancia. Partiendo de este hecho, en cualquier economía, la adopción de metodologías más exactas en la medición de dependencias (o relaciones) genera mayores garantías para la estabilidad del sistema financiero. En este respecto los análisis de la presente tesis tratan de verificar la intensidad de la dependencia entre los mercados de capitales del continente americano, tanto en períodos de estabilidad como en períodos de agitación (i.e., crisis). Hay una gran cantidad de literatura sobre la dependencia y sus diferentes manifestaciones.⁴

El modelado de la dependencia es de importancia fundamental para todos los sectores económicos en los que la incertidumbre juega un papel importante. Es un elemento crucial en la toma de decisiones bajo incertidumbre y análisis de riesgo. En consecuencia, un modelo inadecuado puede conducir a subóptimas decisiones, o en otras palabras, a una evaluación inexacta de la exposición de los riesgos.

Tradicionalmente, el coeficiente de correlación de Pearson es utilizado para describir la dependencia entre variables aleatorias, sin embargo estudios recientes han comprobado la superioridad de las cópulas en el modelo de la dependencia. La teoría de cópulas dadas las características de las series financieras ofrece a los agentes económicos una potente y flexible herramienta para modelar la dependencia entre variables aleatorias, por lo que actualmente es preferible ante el enfoque basado en la correlación tradicional. Además, la teoría de cópulas es preferible a la correlación tradicional, porque mediante su uso es posible capturar la dependencia entre valores extremos, lo cual conlleva a una mayor precisión en las estimaciones.

⁴Por ejemplo, Rigobón y Forbes (2001), o Corsetti, Pericoli, Sbracia (2005), donde los conceptos de interdependencia y el contagio se analizan en detalle.

2.3.2. Medidas de Dependencia en las Finanzas

En la actualidad, la correlación de activos financieros ha desempeñado un papel preponderante en el diseño de la teoría económica. Existen diversas medidas de dependencia, sin embargo, desde un punto de vista estadístico y además el cual nos incumbe en lo que respecta a teoría financiera y vínculos entre los mercados se encuentra el coeficiente de correlación de Pearson. Prueba de lo anterior lo constituyen teorías como la de Markowitz (1959), Treynor (1961), Sharpe (1964) y Lintner (1965), en cuyo marco se desarrollaron las teorías de diversificación de portafolios y el modelo Capital Asset Price Model (CAPM) y que permitieron a Ross (1976) la creación del modelo Arbitrage Pricing Theory (APT).

Todos estos importantes estudios, aceptados como ley por parte de muchos agentes financieros, tienen en común el papel principal que le otorgan al coeficiente de correlación de Pearson⁵ para la consecución de sus objetivos.

Tomando en cuenta el coeficiente de correlación de Pearson se han llevado a cabo un sin fin de controvertidos y divergentes estudios, Baig y Goldfajn (1999) comparan la correlación entre mercados antes y después de un período de crisis y determinan a las crisis por períodos de choque. Ellos encuentran que hay un aumento de la correlación cruzada en el mercado después de una crisis y, por tanto, existe un efecto de contagio. Esta correlación condicional, sin embargo, no lleva la información adecuada acerca de un aumento de la dependencia.

Rigobón y Forbes (2001) proponen un ajuste de correlación, medida que corrige el problema del acondicionamiento de los casos donde ocurren períodos de turbulencia en el mercado, es decir, donde la correlación es sesgada hacia arriba debido a que la volatilidad de los mercados de valores (mercados en crisis) es más alta, aunque los vínculos entre los mercados permanecen constantes. Encuentran que la dependencia entre los mercados no es alterada después de un choque, aunque si la interdependencia, pero no el contagio.

⁵El coeficiente de correlación de Pearson mide la relación lineal existente entre un vector de variables aleatorias. Sin embargo, es necesario ser cautelosos en el uso de este ya que puede presentar ciertos inconvenientes entre los que se encuentra el supuesto de normalidad que hoy en día es considerado incorrecto en el campo financiero. Por este y otros motivos se considera que el coeficiente de correlación de Pearson es un instrumento de medida de dependencia débil e inadecuado.

Corsetti, Pericoli y Sbracia (2005) encuentran algo en el medio, a veces contagio, a veces la interdependencia. Consideran que la ausencia de contagio que se encuentra en Rigobón y Forbes (2001) se puede atribuir a errores en su procedimiento de prueba.

Desde el sugestivo trabajo de Mandelbrot (1963), han resultado inocultables las particularidades inherentes a los rendimientos de los activos financieros. De este modo, hoy en día es inapelable la existencia de distribuciones de probabilidad leptokurticas y de colas gruesas en un importante número de mercados, especialmente los financieros; lo cual no es compatible con las distribuciones de probabilidad gaussianas (se omite el hecho de llamarlas normales, debido a que son menos normales de lo que aparentan) sobre las cuales se ha desarrollado la teoría financiera y particularmente aquella relacionada con la dependencia entre activos financieros. Así, se ha desarrollado una línea de investigación completa que pretende corregir los errores cometidos por la teoría financiera convencional en lo que respecta al tema de dependencia entre activos financieros. Tal metodología recibe el nombre de “Teoría de Cópulas”.

Dicha metodología de cópulas permite incrementar la eficiencia de las medidas de dependencia. De esta manera, la presente tesis argumenta que dadas las características de las variables financieras el coeficiente de correlación de Pearson es una medida de dependencia inadecuada entre las mismas y debe ser reemplazada por otra que capture efectivamente el grado de asociación entre las variables de estudio.

Por lo tanto, la metodología a seguir para verificar la interrelación existente entre los mercados de capitales a estudiar del continente americano será: la teoría de cópulas. El hecho de que se trate de maximizar el rendimiento o de minimizar el riesgo en escenarios inferiores al potencial, es decir, se toman determinaciones utilizando modelos inconsistentes con la realidad resaltan la necesidad de la teoría de cópulas.

2.3.3. Medidas de Dependencia

Es importante tener una buena medida de dependencia entre variables aleatorias, para ello primeramente es necesario saber si existe dependencia o independencia, si la relación de dependencia es débil o es fuerte, o si la dependencia es variable sobre el soporte de las

variables. Existen diversas metodologías para medir y describir la dependencia entre variables aleatorias.

Entre las medidas de dependencia más utilizadas y respecto a las que atañen a esta tesis, nos concentraremos en tres: el coeficiente de correlación lineal de Pearson, ρ ; y los coeficientes de correlación de rango, el coeficiente de Spearman, ρ_s y el coeficiente τ de Kendall.

La palabra “correlación” regularmente es utilizada para describir la existencia de una relación general; sin embargo esta no debe confundirse con el significado más específico en el contexto del coeficiente de correlación. El coeficiente de correlación de Pearson no es más que una medida de dependencia lineal entre dos variables aleatorias. Algunas definiciones importantes son las siguientes:

Covarianza

La covarianza es una medida de dispersión conjunta de dos variables estadísticas. Sean X y Y dos variables aleatorias con momentos de segundo orden. La covarianza entre X y Y es el número definido por

$$Cov(X, Y) = E[(X - EX)(Y - EY)] = E(X, Y) - E(X)E(Y) \quad (2.34)$$

Similarmente,

$$\sigma_{xy} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y}) \quad (2.35)$$

- Si $\sigma_{xy} > 0$ hay dependencia directa (o positiva), es decir, a grandes valores de x corresponden grandes valores de y .
- Si $\sigma_{xy} = 0$ la covarianza 0 se interpreta como la no existencia de una relación lineal entre las dos variables estudiadas.
- Si $\sigma_{xy} < 0$ hay dependencia inversa (o negativa), es decir, a grandes valores de x corresponden pequeños valores de y .

Correlación Lineal

El coeficiente de correlación⁶ es el mecanismo tradicional para cuantificar la relación entre dos variables aleatorias. Este coeficiente mide la fuerza y dirección de una relación lineal entre dos variables aleatorias. A diferencia de la covarianza, la correlación de Pearson es independiente de la escala de medida de las variables.

Sean X y Y variables aleatorias con varianzas diferentes de cero y finitas. El coeficiente de correlación de Pearson, se define como:

$$\rho(X, Y) = \frac{Cov[X, Y]}{\sqrt{Var[X] \cdot Var[Y]}} = \frac{Cov(X, Y)}{SD(X)SD(Y)} \quad (2.36)$$

En otras palabras, el cálculo del coeficiente de correlación lineal se realiza mediante el cociente de la covarianza y el producto de las desviaciones estándar de ambas variables.

El valor del coeficiente de correlación se encuentra y varía en el intervalo $[-1, 1]$:

- Si $\rho = 0$, no existe relación lineal. Pero esto no necesariamente implica una independencia total entre las dos variables, es decir, que la variación de una de ellas puede influir en el valor que pueda tomar la otra. Pudiendo haber relaciones no lineales entre las dos variables.
- Si $\rho = 1$, existe una correlación positiva perfecta. El índice indica una dependencia total entre las dos variables denominada relación directa: cuando una de ellas aumenta, la otra también lo hace en idéntica proporción.
- Si $0 < \rho < 1$, existe una correlación positiva.
- Si $\rho = -1$, existe una correlación negativa perfecta. El índice indica una dependencia total entre las dos variables llamada relación inversa: cuando una de ellas aumenta, la otra disminuye en idéntica proporción.

⁶Para más detalles sobre las propiedades del coeficiente de correlación véase Embrechts et al. (2002). Ellos dan un repaso de las deficiencias del coeficiente de correlación, y escriben acerca de las trampas comunes y enuncian que se debe ser consciente del trato del coeficiente de correlación como una medida de la dependencia.

- Si $-1 < \rho < 0$, existe una correlación negativa.

Este coeficiente es simétrico, es decir, $Corr(X, Y) = Corr(Y, X)$, y no cambia bajo transformaciones lineales; esto es, $Corr(X, f(Y)) = Corr(X, Y)$ cuando $f(Y) = a + bY$, donde $b > 0$.

Además de esto, se puede demostrar que la correlación posible puede formar un subconjunto estricto del intervalo $[-1, 1]$. Esto nos dice que tenemos que tener cuidado cuando se asume que una pequeña correlación implica una baja dependencia.

Una formulación alternativa de la covarianza está dada por Hoeffding. Esta es de utilidad para calcular el coeficiente de correlación, y posteriormente será usada para mostrar que la correlación no es una propiedad de la cópula. La expresión de la Covarianza de Hoeffding, es

$$Cov(X_1, X_2) = \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} [F(x_1, x_2) - F_1(x_1)F_2(x_2)] dx_1 dx_2 \quad (2.37)$$

Correlaciones de Rango

Las correlaciones de rango de dependencia son medidas no paramétricas basadas en los datos de las variables tomadas a consideración, i.e., se basan sobre las filas de las observaciones. A diferencia de la correlación lineal, en donde una observación puede cambiar completamente el valor estimado, los estimadores de correlación de rangos no se ven afectados tanto por los valores numéricos reales. Esta propiedad hace que las correlaciones rango sean más robustas.

Las medidas de correlación de rango son estadísticos que miden el grado de dependencia entre dos variables aleatorias sin suponer que la relación entre las dos variables es lineal. Ejemplos tradicionales los constituyen los coeficientes de correlación de Spearman, ρ_s , y de Kendall, τ .

Otra característica de la correlación de rango es que es una medida invariante a transformaciones estrictamente crecientes. Cabe resaltar que las medidas con esta propiedad se llaman invariantes de escala.

Las propiedades invariantes de escala de las funciones de distribución en realidad son propiedades de la cópula correspondiente. Dado que las correlaciones de rango son función de la

cópula estas pueden ser utilizadas para estimar los parámetros de la cópula.

La interpretación de estos coeficientes de correlación de rango, τ de Kendall y ρ_s de Spearman; es exactamente la misma que la del coeficiente de correlación de Pearson. Oscila en el intervalo $[-1, 1]$, indicándonos asociaciones negativas o positivas respectivamente; cero, significa no correlación pero no independencia.

Estos dos coeficientes de correlación están conformados mediante una medida de dependencia conocida como concordancia. Un par de variables aleatorias se dice que es concordante de gran tamaño (pequeño) si los valores de una variable tienden a ocurrir con los grandes (pequeños) valores de la otra.

Concordancia y Discordancia

La concordancia captura la dependencia extrema que puede surgir de las no linealidades. Para medir la concordancia se utiliza la τ de Kendal,

$$\tau(X, Y) = P[(X - \tilde{X})(Y - \tilde{Y}) > 0] - P[(X - \tilde{X})(Y - \tilde{Y}) < 0] \quad (2.38)$$

Esta es la probabilidad de concordancia menos la probabilidad de discordancia.

Se dice que dos observaciones (x, y) y (\tilde{x}, \tilde{y}) de un par del vector de variables aleatorias (X, Y) son concordantes si y sólo si,

$$q = (x - \tilde{x})(y - \tilde{y}) > 0 \quad (2.39)$$

Y, si la desigualdad cambia a estrictamente menor, se dice que las variables son discordantes. La τ de Kendall y el ρ_s de Spearman son ejemplos de medidas de concordancia.

Cabe resaltar que el coeficiente de correlación lineal, particularmente no cumple las propiedades de una medida de concordancia.

τ de Kendall

Sean dos vectores aleatorios independientes (X, Y) y (\tilde{X}, \tilde{Y}) con la misma función de distribución bivariada. La τ de Kendall se define como la probabilidad de concordancia menos la

probabilidad de discordancia, i.e.,

$$\tau(X, Y) = P[(X - \tilde{X})(Y - \tilde{Y}) > 0] - P[(X - \tilde{X})(Y - \tilde{Y}) < 0] \quad (2.40)$$

Si X tiende a aumentar con Y , se espera que la probabilidad de concordancia sea relativamente alta en comparación con la probabilidad de discordancia.

Al igual que con la correlación lineal se tiene una definición alternativa de la τ de Kendall. Esta definición posteriormente será utilizada para mostrar que la τ de Kendall es una característica de la cópula,

$$\tau(X, Y) = 4 \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} F(x, y) dF(x, y) - 1 \quad (2.41)$$

ρ_s de Spearman

El ρ_s de Spearman también se define en términos de concordancia y discordancia. Sin embargo, para los propósitos de la presente tesis se le define de una manera más intuitiva. Si X_1 y X_2 son variables aleatorias continuas con funciones de distribución F_1 y F_2 , entonces $U_1 = F_1(X_1)$ y $U_2 = F_2(X_2)$ se distribuyen uniformemente en el intervalo $[0, 1]$. De este modo, la correlación de rango de Spearman se define como la correlación entre U_1 y U_2 . En otras palabras, la correlación de Spearman no es más que la correlación lineal pero en el mundo de las distribuciones uniformes, i.e.,

$$\begin{aligned} \rho_s(X_1, X_2) &= \rho_s(F_X(X), F_Y(Y)) = \frac{Cov(F_X(X), F_Y(Y))}{\sqrt{Var(F_X(X))} \cdot \sqrt{Var(F_Y(Y))}} \\ &= corr(F_1(X_1), F_2(X_2)) = corr(U_1, U_2) \\ &= \frac{E(U_1, U_2) - E(U_1)E(U_2)}{SD(U_1)SD(U_2)} = \frac{E(U_1, U_2) - \frac{1}{4}}{\frac{1}{12}} \\ &= 12E(U_1, U_2) - 3 \end{aligned} \quad (2.42)$$

El ρ_s de Spearman se calcula mediante la sustitución de cada valor por su rango i , y luego se calcula la correlación de la muestra en estas filas. También este coeficiente tiene una expresión alternativa,

$$\rho_s(X_1, X_2) = 12 \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} [F(x_1, x_2) - F(x_1)F(x_2)] dF(x_1) dF(x_2) \quad (2.43)$$

Esta definición como la anteriormente descrita para la τ de Kendall posteriormente será utilizada para mostrar que también el ρ_s de Spearman es una característica de la cópula.

2.3.4. Medidas de Dependencia vía Cópulas

El coeficiente de correlación de Pearson es una medida de dependencia exclusiva de distribuciones normales multivariadas. Por lo que, las propiedades de dependencia en el mundo de las distribuciones elípticas no se sostienen en el mundo no elíptico. Por tal razón, la correlación de Pearson no es una medida de dependencia como lo señala Embrechts, McNeil, Straumann (1999).

Como las cópulas permiten un camino fácil en el estudio de la dependencia entre variables aleatorias y son invariantes al reescalamiento, entonces el coeficiente de correlación de Pearson se usa con más frecuencia como medida de dependencia, pues es más fácil de calcular y es un parámetro importante en distribuciones elípticas; de hecho, a menudo se emplea en la familia normal multivariada y en la distribución t-student multivariada.

Es un hecho estilizado el que las series financieras de frecuencia diaria sean no normales, no estacionarias, no lineales, y heteroscedásticas, es decir, estas series financieras de frecuencia diaria son asimétricas y poseen colas anchas. Siguiendo a Embrechts et al. (1999) la correlación está definida cuando las varianzas son finitas, por lo que en este caso la correlación no es una herramienta adecuada para estudiar la dependencia sobre las colas de una distribución. La correlación cuantifica una medida de dependencia sobre los momentos centrales de la distribución, no sólo sobre las colas de la distribución que es donde los eventos extremos se concentran. Una medida apropiada debe caracterizar la estructura de dependencia de manera completa. Por lo tanto, la correlación de Pearson no debe utilizarse para un análisis de dependencia entre mercados financieros.

La correlación de Pearson no describe apropiadamente una medida de dependencia dado que ésta se deriva no solamente de la función de densidad conjunta, sino también de las distribuciones marginales. Las propiedades que una medida de dependencia debe cumplir han sido

analizadas por Nelsen (2006). Por su parte, la cópula cumple estos criterios y permite modelar la dependencia estadística al representar como las distribuciones marginales se agrupan con el fin de formar la distribución conjunta de un grupo de riesgos individuales.

Por lo tanto, es necesario utilizar una función que ate las colas de dos distribuciones con el fin de investigar la dependencia de los residuales. Para tal propósito existen otras medidas de dependencia que cumplen con menos limitaciones. Una clase importante de estas estadísticas son las medidas de correlación de rango y los coeficientes de dependencia en las colas, los cuales pueden ser expresados en términos de cópulas.

Cuando se considera una pareja de variables aleatorias, es útil saber qué tanto tienden a estar asociados valores grandes de una de las variables aleatorias con valores grandes de la otra, y que tanto están asociados valores pequeños de una con valores pequeños de la otra.

Una formalización de la idea intuitiva de este grado de asociación fue propuesta por Yanagimoto y Okamoto (1969), quienes proponen el uso del orden de concordancia de distribuciones bivariadas con marginales univariadas dadas de acuerdo con la fuerza de su asociación positiva, el cual se denota por \prec . Este orden estocástico se define a continuación.

Axioma

Dadas dos parejas aleatorias (X_1, Y_1) y (X_2, Y_2) con marginales idénticas, se dice que (X_2, Y_2) es más concordante que (X_1, Y_1) , y se denota $(X_1, Y_1) \prec (X_2, Y_2)$, si

$$Pr\{X_1 \leq s, Y_1 \leq t\} \leq Pr\{X_2 \leq s, Y_2 \leq t\} \quad \forall s, t \in R \quad (2.44)$$

Es importante señalar que el uso de las medidas de concordancia permiten construir estimaciones fiables cuando se asume que la cópula pertenece a una familia paramétrica específica.

El término medida de asociación se refiere a una medida de concordancia, concepto desarrollado por Scarsini (1984) que se define a continuación.

Axioma

Una medida numérica κ de asociación entre dos variables aleatorias continuas X y Y , cuya cópula es C , es una medida de concordancia si:

1. κ está definida para cualquier pareja de variables aleatorias continuas
2. $\kappa \in [-1, 1]$ con $\kappa(Y, Y) = 1$ y $\kappa(Y, -Y) = -1$
3. $\kappa(X, Y) = \kappa(Y, X)$
4. Si X y Y son independientes entonces $\kappa(X, Y) = 0$
5. $\kappa(-X, Y) = \kappa(X, -Y) = -\kappa(X, Y)$
6. Si dos parejas aleatorias están representadas por las cópulas C_1 y C_2 de manera tal que $C_1 \prec C_2$, y si κ_i denota la medición de concordancia correspondiente a la cópula C_i , donde $i = 1, 2$, entonces $\kappa_1 \leq \kappa_2$
7. Si Y_n es una sucesión de parejas aleatorias continuas con cópula C_n y medida de concordancia κ_n y si C_n converge a C cuya medida de concordancia es κ , entonces $\lim_{n \rightarrow \infty} \kappa_n = \kappa$.

Cuando los modelos de cópula son usados para construir una distribución conjunta de una pareja aleatoria continua, pueden verse como versiones de funciones de distribución conjuntas libres de marginales que tienen la poderosa habilidad de capturar propiedades de dependencia invariante al reescalamiento de las parejas aleatorias (Rodríguez-Lallena y Úbeda, 2004); aquí, reescalamiento invariante significa que las propiedades y las medidas se quedan sin cambiar cuando se realizan transformaciones estrictamente crecientes a las variables aleatorias.

De esta forma, las medidas de asociación invariantes bajo reescalamiento, como las de concordancia, pueden estudiarse sin necesidad de especificar las distribuciones marginales.

A continuación se describe la τ de Kendall y el ρ_s de Spearman, vistos a través de la teoría de cópulas; destaca que estas dos medidas satisfacen la definición de concordancia.

La τ de Kendall vía Cópulas

La versión de la τ de Kendall de las entradas de una pareja aleatoria continua (X, Y) , dada en términos de la cópula C , puede expresarse como:

$$\tau = 4 \int \int_{I^2} C(u, v) dC(u, v) - 1 \quad (2.45)$$

La ecuación (2.45) indica que la τ de Kendall está completamente determinada por la cópula y no está relacionada con las distribuciones marginales de (X, Y) .

La ρ_s de Spearman vía Cópulas

La ρ_s de Spearman, al igual que la τ de Kendall, es una medida de asociación que satisface la definición de concordancia.

Si C es la función de distribución conjunta de U y V , como se especifica en la cópula, entonces se tiene que:

$$\begin{aligned} \rho_s &= \frac{E[V_1 V_2] - E[V_1]E[V_2]}{\sqrt{Var(V_1)}\sqrt{Var(V_2)}} = \frac{E[V_1 V_2] - \frac{1}{4}}{\frac{1}{12}} \\ &= 12E(V_1 V_2) - 3 = 12 \int \int_{I^2} v_1 v_2 dC - 3 \\ &= 12 \int \int_{I^2} [C(v_1, v_2) - v_1 v_2] dv_1 dv_2 \end{aligned} \quad (2.46)$$

De igual forma, la ecuación (2.46) sostiene que el ρ_s de Spearman está completamente determinado por la cópula y asimismo tampoco está relacionada con las distribuciones marginales de (X, Y) .

A continuación se resume cómo la dependencia a través del coeficiente de correlación y la dependencia a través de los coeficientes de correlación por rangos están relacionadas con los parámetros de las cópulas. Además, esto conlleva a que se introduzca un estimador más robusto del coeficiente de correlación, el cual puede ser útil si los datos provienen de una distribución elíptica, pero no normal.

Sean X_1 y X_2 dos variables aleatorias con funciones de distribuciones marginales continuas F_1 y F_2 y función de distribución conjunta F .

La correlación de Pearson está dada por:

$$\rho(X_1, X_2) = \frac{1}{SD(X_1)SD(X_2)} \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} [F(x_1, x_2) - F_1(x_1)F_2(x_2)] dx_1 dx_2 \quad (2.47)$$

La τ de Kendall está dada por:

$$\tau(X_1, X_2) = 4 \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} F(x_1, x_2) dF(x_1, x_2) - 1 \quad (2.48)$$

Y la ρ_s de Spearman está dada por:

$$\rho_s(X_1, X_2) = 12 \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} [F(x_1, x_2) - F_1(x_1)F_2(x_2)] dF_1(x_1) dF_2(x_2) \quad (2.49)$$

Aplicando la teoría de cópulas a estas medidas de dependencia, obtenemos:

$$\rho(X_1, X_2) = \frac{\int \int_0^1 [C(u_1, u_2) - u_1 u_2] dF_1^{\leftarrow}(u_1) dF_2^{\leftarrow}(u_2)}{SD(X_1)SD(X_2)} \quad (2.50)$$

$$\tau(X_1, X_2) = 4 \int \int_0^1 C(u_1, u_2) dC(u_1, u_2) - 1 \quad (2.51)$$

$$\rho_s(X_1, X_2) = 12 \int \int_0^1 [C(u_1, u_2) - u_1 u_2] du_1 du_2 \quad (2.52)$$

Vemos que la τ de Kendall y el ρ_s de Spearman son funciones de la cópula de X_1 y X_2 , mientras que el coeficiente de correlación lineal de Pearson depende de las marginales también.

En síntesis las correlaciones por rangos se pueden expresar como funciones solo de la cópula. Sin embargo, es interesante conocer si estos parámetros de la cópula pueden expresarse en función de las correlaciones de rango.

Correlación de Rango y Cópulas

Es esencial comentar que existe una relación entre las correlaciones de rango, particularmente la τ de Kendall, y los parámetros de las cópulas. Sin embargo, por lo que respecta a esta tesis, sólo se pone énfasis en la relación existente entre los coeficientes de correlación de rango y los parámetros de las cópulas elípticas.⁷

Correlación de Rango para las Cópulas Elípticas

Si (X_1, X_2) tienen una cópula elíptica bivariada y marginales arbitrarias continuas. Las correlaciones de rangos son:

$$\tau(X_1, X_2) = \frac{2}{\pi} \arcsin \rho \quad (2.53)$$

y

$$\rho_s(X_1, X_2) = \frac{6}{\pi} \arcsin \frac{\rho}{2} \quad (2.54)$$

donde ρ es la correlación entre X_1 y X_2 .

La relación entre la τ de Kendall y la correlación, dada en la ecuación (2.53), es general para las cópulas de todas las distribuciones elípticas, tal como la cópula Gaussiana y la cópula t-Student. Esto puede ser usado para construir un estimador robusto de correlación lineal. Simplemente sustituyendo el valor empírico de τ en la ecuación (2.53) y resolviendo para ρ , se obtiene:

$$\hat{\rho} = \sin\left(\frac{1}{2}\pi\hat{\tau}\right) \quad (2.55)$$

Estudios de simulación muestran que este estimador se comporta mejor que la mayoría de sus competidores para datos con distribución no normal, pero si elíptica.

⁷La especificación de esta relación entre los coeficientes de correlación de rango versus diversos parámetros de familias de cópulas puede consultarse en Nelsen (2006), Cherubini et al. (2004), y Rank (2007).

2.4. Estimación de los Parámetros de la Cópula

Existen diversas metodologías para estimar los parámetros asociados a una cópula.⁸

Sólo se enunciarán dos de ellos, los cuales se utilizarán en la estimación de los parámetros de las cópulas elípticas.

i Estimación a través de Medidas de Concordancia

Este tipo de metodología se basa en las relaciones existentes entre las medidas de concordancia (coeficientes de correlación de rango) y los parámetros de la cópula; en otras palabras, entre las dos medidas no paramétricas de correlación analizadas en esta tesis, las cuales son el coeficiente de correlación ρ_S de Spearman o el coeficiente de correlación τ de Kendall; versus los parámetros de las Cópulas.

Cabe resaltar, que este mecanismo de estimación es el estipulado en el apartado *Correlación de Rango y Cópulas* anteriormente descrito en esta tesis.

ii Estimación a través de Máxima Verosimilitud

Este mecanismo de estimación puede ser aplicado a cualquier familia de cópulas ya que obtiene la estimación de los parámetros de la cópula a través de la maximización de su función de log-verosimilitud. A continuación se explica a detalle:

Sea una cópula C , tal que:

$$F(x_1, \dots, x_n) = C(F_1(x_1), \dots, F_n(x_n)) \quad (2.56)$$

con función de densidad

$$f(x_1, \dots, x_n) = c(F_1(x_1), \dots, F_n(x_n)) \cdot \prod_{j=1}^n f_j(x_j) \quad (2.57)$$

⁸Las diversas metodologías de estimación de parámetros de las cópulas se analizan a detalle en Nelsen (2006), Cherubini et al. (2004), y Rank (2007).

La ecuación (2.57) simboliza la representación canónica de una función de densidad multivariada y sirve como punto de partida al mecanismo de estimación vía máxima verosimilitud. De este modo se tiene que,

Sea X un vector de v.a.i.i.d. con función de distribución multivariada F y funciones de distribución marginales continuas F_1, \dots, F_n ; la función de log-verosimilitud se define:

$$l(\theta) = \sum_{j=1}^n \ln c(F_1(x_{j,1}), \dots, F_n(x_{j,n})) + \sum_{j=1}^n \sum_{i=1}^d \ln f_i(x_{j,i}) \quad (2.58)$$

en donde θ es el conjunto de parámetros tanto de las marginales como de la cópula.

De esta manera, dados el conjunto de marginales y una cópula, la función de log-verosimilitud puede ser maximizada obteniendo de esta forma el estimador de máxima verosimilitud,

$$\hat{\theta}_{MLE} = \max_{\theta \in \Theta} l(\theta) \quad (2.59)$$

Capítulo 3

Cóputas y Valor en Riesgo

Una vez vista la metodología de cóputas y como esta sirve para medir dependencia, se prosigue con la implementación de la metodología que se utiliza para medir su impacto en la diversificación de portafolio. Para ello, inicialmente se menciona la importancia de la administración de riesgos y la diversificación de portafolio. Se denota la trascendencia del riesgo y como éste afecta al devenir económico.

Brevemente se narra cómo ha evolucionado a través del paso de los años la diversificación de portafolio. Asimismo se enuncia la manera en la cual la diversificación de portafolio está vinculada con las pérdidas potenciales, las cuales a su vez son analizadas mediante la teoría de valor en riesgo. Respecto a valor en riesgo, se especifica en qué consiste esta teoría y además se mencionan diversas medidas alternas para su evaluación. Y finalmente, se vincula la metodología de cóputas vía su aplicación a Valor en Riesgo.

3.1. Diversificación de Portafolio y Administración de Riesgos

El problema de la diversificación de portafolio y por ende de la administración de riesgos siempre ha sido importante. La gestión de riesgos financieros ha sido una preocupación no

sólo de los reguladores y ejecutivos financieros durante mucho tiempo, sino que también involucra gobiernos y todo tipo de inversionista.

3.1.1. La Importancia del Riesgo

Es de gran relevancia el entendimiento del riesgo, hablando en términos económicos y en lo que respecta a esta tesis, atención especial se da al riesgo económico-financiero, el cual repercute en los mercados financieros.

Pero antes de llegar a ello, ¿qué es el riesgo?. En si la palabra riesgo tiene sus raíces del latín, derivando al italiano en *risco* y al francés en *risque*. En síntesis la palabra riesgo se originó de los navegantes europeos; al navegar cerca de las costas, el viento y condiciones climáticas adversas aumentaban la probabilidad de que se estrellasen contra las rocas, creando así una situación de riesgo.

En si el riesgo es medido tomando en cuenta las pérdidas posibles de beneficios esperados. En otras palabras, la medición efectiva y cuantitativa del riesgo está asociada con la probabilidad de pérdidas futuras de beneficios probables. De este modo, mientras más alto sea el riesgo al que se esté expuesto, mayores deben ser los beneficios obtenidos. El riesgo financieramente hablando está definido como la volatilidad de posibles resultados inesperados en el precio de activos financieros, medido en un primer acercamiento estadístico como la desviación estándar.

En teoría financiera el riesgo esta relacionado con las pérdidas que se pueden sufrir en un portafolio. En particular el riesgo financiero se refiere a las posibles pérdidas en los mercados financieros (*market risk*). Existen diferentes tipos de riesgo financiero, por simplicidad, acotamiento y estructura específica de esta tesis, se pone énfasis sólo en el riesgo de mercado, el cual forma parte del riesgo financiero.¹

El riesgo de mercado² es el riesgo que corren los agentes financieros por el hecho de participar

¹Para una mejor comprensión de los diversos tipos de riesgo véase: Ortiz (2011), De Lara (2009), De Jesús (2008), Jorion (2007) y Sánchez (2001).

²El riesgo de mercado también es conocido como riesgo sistemático, el riesgo sistemático es el riesgo que no puede ser eliminado, pero si puede ser diversificado; en contraparte el riesgo no sistemático (o riesgo

en el mercado, particularmente esta derivado por la alta volatilidad ya sea en los cambios de los precios financieros, tipos de interés, tipos de cambio, índices bursátiles, etc. En este sentido, una posible fluctuación en cualquiera de estas variables puede inducir significativamente en el valor de la posición de mercado mantenida por un inversionista, una empresa o entidad financiera.³

En lo que respecta a cuestiones metodológicas, dos han sido las respuestas que han surgido para controlar los riesgos de los inversionistas: i) los mercados de instrumentos financieros con los que se obtiene cobertura, i.e. los mercados de derivados⁴; y ii) los modelos sofisticados para medir el riesgo; aquí, dos enfoques son los importantes, a) medición de sensibilidad de los activos a movimientos del mercado, y b) medición de posibles pérdidas.

En esta tesis se pone énfasis en los modelos sofisticados para medir el riesgo ya que estos tienen que ver con la diversificación de portafolio. En específico se utilizará una metodología para la medición de posibles pérdidas. En el siguiente apartado se revisa la vinculación de los riesgos con la diversificación de portafolio.

3.1.2. Riesgos y Diversificación de Portafolio

La diversificación de portafolio hasta antes de mediados del siglo XX era realizada de forma intuitiva; es decir, no se contaba con una metodología o metodologías específicas para llevarla a cabo. La diversificación de portafolio está basada en el principio de que a mayor número de activos tiende a disminuir el riesgo del portafolio; sin embargo entonces no se ponía atención en la selección de los activos, sino que simplemente se seleccionaban de manera intuitiva o simplemente cuantitativa, incluyendo muchos activos en el portafolio.

La diversificación de portafolios vista de manera analítica nace a raíz de la teoría moderna de portafolio de Markowitz (1952, 1959). Esta teoría tiene como primicia maximizar rendimien-

intrínseco) es el riesgo que si puede ser eliminado mediante la diversificación.

³Para una mejor referencia sobre riesgo de mercado, véase, Ortiz (2011), De Lara (2009), De Jesús (2008), Jorion (2007) y Sánchez (2001).

⁴Un producto derivado se define como un instrumento cuyo valor deriva (depende) del valor de un subyacente. El subyacente puede ser alguna materia prima (commodities) o algún instrumento financiero, como títulos accionarios, índices bursátiles, tipos de cambio o instrumentos de deuda.

tos y minimizar el riesgo científicamente en términos estadísticos; esto es llevado a cabo a través del análisis de un conjunto de combinaciones posibles para así determinar el portafolio óptimo. La teoría de Markowitz está fundamentada en base a la media y varianza, suponiendo normalidad en la distribución de los rendimientos y que los mercados son perfectos. Cabe resaltar que la teoría de Markowitz fue el parte aguas en la diversificación de portafolios, su teoría sirvió para posteriormente dar paso a medidas alternativas.

Apoyándose en las contribuciones de Markowitz (1952, 1959) y de Tobin (1958), surge otra alternativa de diversificación de portafolio; el Modelo de Fijación de Precios de Activos de Capital (CAPM, Capital Asset Pricing Model), modelo desarrollado por Sharpe (1964), Lintner (1965) y Mossin (1966). El principal resultado del CAPM es que, en equilibrio, el rendimiento de un activo de capital, y por tanto su precio de mercado, es decir, el riesgo sistemático depende de un solo factor: el comportamiento del mercado. Dicho en otras palabras, este modelo se basa en medir la exposición al riesgo que tiene un activo respecto al mercado.

A raíz del CAPM se implementan una serie de modelos que no sólo toman en cuenta el riesgo de mercado, sino que esté determinando por una combinación de factores de riesgo; así nacen los modelos multifactoriales.

El primer modelo multifactorial que no vincula rigurosamente el rendimiento de un activo con el riesgo de mercado, es el modelo multifactorial (Merton, 1973). En este modelo para determinar que el rendimiento del activo no está determinado sólo por el comportamiento del mercado se toma en cuenta una serie de variables relevantes. No es un modelo de equilibrio ya que este trata de determinar una condición de equilibrio entre el rendimiento de todos los activos del mercado y un solo conjunto de factor de riesgo.

Otro modelo que no toma en cuenta directamente el riesgo de mercado, sino que lo determina vía una combinación óptima de factores de riesgo y la eliminación del arbitraje; es el modelo de la Teoría de Valuación por Arbitraje (APT, Arbitrage Pricing Theory); propuesto por Ross (1976). Según la APT un activo riesgoso debe tener un rendimiento determinado no solo por el comportamiento del mercado, sino también por su exposición a sorpresas derivadas del comportamiento de otros factores de riesgo. De este modo la APT también reconoce la existencia de varios factores de riesgo. En cambio el modelo multifactorial no exige tal restricción y diversas fuentes de riesgo sistemático pueden afectar a diferentes activos. Así,

estos modelos son más flexibles para determinar al riesgo particular de un activo o portafolio, en el APT los factores de riesgo son los mismos para todos los activos o portafolios, pero el nivel de riesgo sistemático puede ser diferente según la construcción del portafolio. Sin embargo, cabe aclarar que si hay dos portafolios con los mismos niveles de riesgo (e iguales factores de riesgo), naturalmente, no se puede arbitrar dado que sus precios y rendimientos deben ser iguales.

Una limitación importante de la APT es que no establece cuantos factores de riesgo son importantes ni señala explícitamente cuáles son esos factores. Parte de la investigación empírica ha buscado recabar evidencia sobre los modelos multifactoriales de la APT basándose en métodos estadísticos como el análisis factorial o el análisis de componentes principales que se extraen de los rendimientos de un conjunto de acciones o, como alternativa, recurriendo a factores especificados con base en la teoría económica y financiera (Campbell, Lo y MacKinlay, 1997).⁵

Además de las metodologías que tienen que ver con la diversificación de portafolio. Y respecto a la sensibilidad de los activos en relación al mercado, se ha revisado también la metodología para seleccionar un portafolio óptimo. Falta revisar lo que se refiere a medición de riesgos a través de sus posibles pérdidas, para ello se analizará la administración de riesgos y el Valor en Riesgo; pero antes se explicará cómo surgió.

⁵Roll y Ross (1980) evidencian que para explicar la variabilidad de los rendimientos de un conjunto de acciones estadounidenses analizadas mediante el método de análisis factorial entre tres y cinco factores de riesgo parecen ser suficientes. Sin embargo, muy bien puede ser el caso que el número de factores de riesgo sea mayor. Dhrymes, Friend y Gultekin (1984), en su crítica a la metodología seguida por Roll y Ross (1980), aseveran que no es posible afirmar que los factores de riesgo sistemático sean únicamente tres o cuatro, pues demuestran que al crecer el número de activos dentro del portafolio también aumenta el número de los factores de riesgo. Hasta la fecha no existe evidencia suficiente para determinar de forma excluyente cuales factores de riesgo son relevantes para identificar y representar el riesgo conjunto, aunque cabe resaltar que se han realizado avances significativos para su identificación.

3.1.3. Administración de Riesgos y VaR

La medición de riesgos financieros se ha incrementado por diversos acontecimientos económicos mundiales, entre los que resalta la caída del sistema de Bretoon Woods⁶ a principios de la década de los 70's. Lo destacado de este evento fue el cambio de paridades fijas a paridades flotantes; lo cual conllevó a mayor inestabilidad dentro de los mercados financieros.⁷ Conjuntamente a la caída de Bretoon Woods se ha venido dando un proceso de globalización financiera cada vez más marcado, así como también, se ha dado un proceso de integración de mercados. Dichos acontecimientos aunados a los crecientes avances en las TIC's (Tecnologías de la Información y la Comunicación) han y siguen ocasionando la creación de novedosos instrumentos financieros.

La inestabilidad que se ha generado, ha originado que las instituciones financieras pongan énfasis en el control de los requerimientos de capital para cubrir sus pérdidas. La volatilidad en las variables económico-financieras, los cambios inesperados en los flujos de efectivo y la creciente captación de recursos financieros están obligando a las instituciones financieras e inversionistas a implementar técnicas de administración de riesgos; las cuales permiten identificar y plantear estrategias idóneas para aprovechar oportunidades de ganancia en los mercados financieros, mediante el aprovechamiento de metodologías de cobertura ya sea para inmunizar el riesgo o medir el riesgo regularmente, con el fin de asignar los recursos adecuadamente, maximizar rendimientos y minimizar los riesgos evitando pérdidas no deseables (De Jesús, 2008).

Ante esto, la administración de riesgos toma parte fundamental en lo que se refiere a riesgos ya que mediante ella se identifica, mide y controla la exposición al riesgo, lo que conllevó a un refinamiento de la administración de riesgos y al eventual surgimiento e implementación del VaR.

⁶En 1944, en la Conferencia Monetaria y Financiera de las Naciones Unidas, nace el sistema financiero de Bretton Woods (llamado así por el nombre de la ciudad en New Hampshire, sede de la conferencia donde fue concebido).

⁷Mediante Bretton Woods se crea el Banco Mundial y el Fondo Monetario Internacional, y se impone el uso del dólar como moneda internacional. Para ello se adoptó un patrón oro-divisas, en el que EE.UU. debía mantener el precio del oro en 35 dólares por onza.

En el año de 1988 mediante el Comité de Basilea (Basle Committee on Banking Supervision) se establecen requerimientos mínimos de capital que deben cumplir los bancos comerciales, para llevar a cabo coberturas contra el riesgo de crédito. En síntesis este acuerdo conlleva a imponer requerimientos mínimos de capital contra los riesgos de mercado. Este mismo Comité en el año de 1993 emitió mejoras en sus propuestas, para ese entonces se incorporó una metodología estándar para la determinación de fondos propios destinados a cubrir el riesgo de mercado.

En 1994, JP Morgan propuso una metodología para medir cuantitativamente los riesgos de mercado la cual denominó Riskmetrics, la cual en si es el fundamento teórico de valor en riesgo. En 1997, la Securities and Exchange Commission de EE.UU. dictaminó que las empresas públicas deben divulgar información cuantitativa acerca de sus actividades en productos derivados.⁸ En ese entonces, las grandes instituciones financieras optaron por la inclusión de información mediante el VaR.

En 1999 el Comité de Basilea vuelve a reunirse y nace el Acuerdo de Basilea II, el cual dió un gran impulso a la utilización del VaR, llevándolo hasta hoy día a que sea la medida preferida de riesgo de mercado.

La administración de riesgos se ha basado principalmente en técnicas cuantitativas y novedosas para medir la exposición a los riesgos, en el contexto económico financiero existen dos metodologías utilizadas en la medición de riesgos financieros: 1) medidas de riesgo de sensibilidad y 2) medidas de riesgo basadas en el percentil o cuantil de la distribución de los rendimientos de los activos (o portafolio de activos).

Cabe recalcar que para medir el riesgo de mercado,⁹ se utiliza una medida de riesgo basada en el percentil (cuantil) de la distribución de los rendimientos de los activos, el valor en riesgo. En concreto el valor en riesgo (VaR) es una medida que cuantifica los riesgos enfrentados por un portafolio.

⁸Cabe hacer mención que los productos derivados se negocian tanto en mercados organizados como en mercados extrabursátiles (over the counter).

⁹Entre los diversos mecanismos para medir el riesgo de mercado se encuentra: la duración de Macaulay (1938), la duración modificada y la convexidad.

3.2. Valor en Riesgo

El Valor en Riesgo (Value at Risk, VaR; por sus siglas en inglés) es un concepto desarrollado en el ámbito financiero de la administración de riesgos. El Valor en Riesgo (o en otras palabras, valoración del riesgo), proviene de la necesidad de cuantificar con un determinado nivel de significancia o incertidumbre el monto o porcentaje de pérdida que un portafolio enfrentará en un período predefinido de tiempo (Jorion 2007, Penza y Bansal 2001, Best 1998, y Dowd 1998).

La principal característica del porqué el VaR se ha convertido en la metodología estándar en la medición del riesgo de mercado, es su aparentemente fácil implementación, flexibilidad y sencilla lectura.¹⁰

Sin embargo, el VaR es un concepto controvertido, debido principalmente a los diversos métodos utilizados en la obtención de su estimación, los valores divergentes así obtenidos y el temor de que la administración de riesgos esté en algunos casos basada en gran medida en la estimación del VaR; teniendo por ende poca consideración para otros tipos de riesgos.

El concepto de VaR incorpora tres factores:

1. Un horizonte temporal dado. Es decir, un administrador de riesgos podría estar preocupado por las posibles pérdidas ya sea para un día, una semana, etc.
2. El VaR está asociado a una probabilidad. El VaR representa la posible pérdida durante un período determinado de tiempo con una determinada probabilidad.
3. El monto de dinero invertido.

En síntesis, la definición de VaR es la siguiente:

Valor en Riesgo

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 establecido.

¹⁰El VaR también es usual en la medición de riesgos de crédito y operacionales.

Estadísticamente, el VaR está definido como la probabilidad de que cambios en el valor del portafolio no excedan la máxima pérdida esperada durante un horizonte temporal específico para un nivel de confianza c , i.e.,

$$Pr(\Delta P - VaR_c) = c \quad (3.1)$$

donde ΔP simboliza los cambios en el valor del portafolio.

La medición estándar de la industria es calcular el VaR con un nivel de significancia del 95 % o 99 %. Para el primer caso, significa que solamente el 5 % de las veces, o 1 de 20 veces (es decir, una vez al mes con datos diarios, o una vez cada cinco meses con datos semanales) el rendimiento del portafolio caerá más de lo que señala el VaR, en relación con el rendimiento esperado. En el segundo caso, se representa al 1 % de las veces, o 1 de 100 veces (en otras palabras, significa que el portafolio puede sufrir pérdidas superiores al VaR una vez cada cien días).

El VaR también puede ser estimado mediante la función inversa de la función de distribución acumulada del rendimiento de los activos (o factores de riesgo).

Sea una función de distribución de probabilidad,

$$F_X(x) = Pr(X \leq x) \quad (3.2)$$

donde $F_X(x)$ es una función continua y estrictamente monótona¹¹ con función de densidad positiva, i.e., $f_X(x) > 0 \quad \forall x \in \mathbb{R}$, lo que implica que su función inversa existe, $F_X^{-1}(x)$, con $0 < x < 1$. De este modo la estimación del VaR está determinada mediante el c -percentil de la distribución $F_X(x)$ (distribución de pérdidas y ganancias), con signo negativo, i.e.,

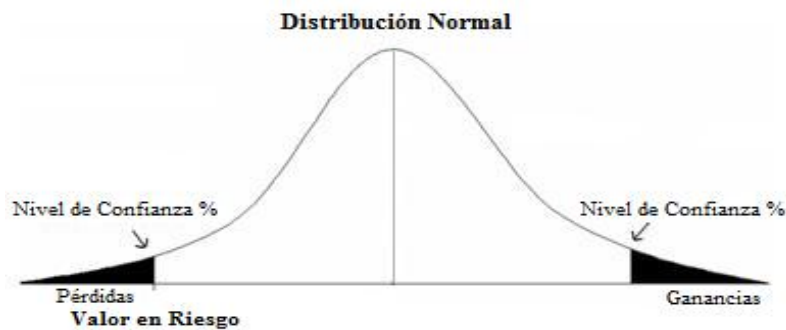
$$VaR_c = -F_X^{-1}(c) \quad (3.3)$$

¹¹En teoría de la probabilidad, la monotonicidad de una función de probabilidad como la indicada revela que se tiene una función de probabilidad creciente.

La especificación del horizonte temporal y el nivel de confianza son arbitrarios en la estimación del VaR; aunque, el intervalo de tiempo apropiado depende en gran medida de la estabilidad en la bursatilidad de los activos, i.e., con qué frecuencia son negociados los instrumentos financieros pertenecientes al portafolio.¹²

Asumiendo normalidad, la distribución de pérdidas y ganancias y la estimación del VaR, gráficamente es:

Gráfica 3.1: Valor en Riesgo en una Distribución Normal



Una gran ventaja del VaR es que en su proceso de medición toma en cuenta interacciones entre los activos financieros, algunos de los mecanismos que estiman riesgos lo hacen de manera individual, i.e. no toman en cuenta la diversificación; el VaR tiene esta ventaja.

3.3. Valor en Riesgo y Medidas Alternativas

En esencia el VaR no es más que una cifra, expresada en unidades monetarias (o términos porcentuales), que indica la máxima pérdida esperada para un horizonte temporal y nivel de confianza determinado. Dicha cifra tiene la característica de que puede ser especificada mediante diversas metodologías, es por ende que no sólo es necesario especificar los parámetros referidos sino también el método de estimación empleado en su cálculo.

¹²Cabe resaltar que el VaR arroja estimaciones más confiables en períodos cortos de tiempo. En términos de regulación, el Comité de Basilea sugiere que el VaR sea calculado en un horizonte temporal de diez días y a un nivel de significancia del 99%.

Para el cálculo del VaR, previamente se requiere modelar los rendimientos del portafolio y hallar la distribución de pérdidas que los describe, tradicionalmente y por simplicidad se han supuesto rendimientos normalmente distribuidos, pero la evidencia empírica muestra que éstos no se comportan así. De este modo es que se han creado modelos más refinados para medir de una mejor manera las pérdidas de portafolio.

Entre las metodologías de medición del VaR están los métodos paramétricos y los métodos no paramétricos; dentro de ellos se encuentran: el método delta-normal, el método delta-gamma, los modelos de promedios móviles exponencialmente ponderados (EWMA), los modelos de volatilidad condicional (modelos de la familia GARCH), modelos de simulación: simulación histórica y simulación Monte Carlo; entre otros.

Se pondrá énfasis sólo en algunas metodologías específicas para el cálculo del VaR, en sí, se utilizarán las metodologías con mayor popularidad en el entorno económico-financiero: el modelo delta-normal, el modelo de volatilidad condicional (modelo GARCH), el modelo de simulación histórica y el modelo de simulación Monte Carlo. Posteriormente se hace mención del modelo VaR con cópulas, esta metodología va ganando popularidad conforme el paso del tiempo. Cabe mencionar que cada metodología tiene sus pros y contras, mas sin embargo, la eficiencia de cada una de ellas depende tanto de sus supuestos estadísticos como financieros.

3.3.1. VaR Delta-Normal

En el año de 1994 J.P. Morgan mediante su destacada metodología llamada RiskMetrics introduce lo que se conoce como el método de Valor en Riesgo delta-normal. Esta metodología está fundamentada en la teoría de portafolio de Markovitz de varianza-covarianza.

La metodología delta-normal dada su fácil implementación es la más usual en el entorno financiero, este método está basado en el supuesto de normalidad de los datos, es decir para su cálculo se supone que los precios o rendimientos de los activos financieros son independientes e idénticamente distribuidos, suponiendo que se distribuyen de manera normal (gaussiana). Al suponer linealidad se sobre entiende que las volatilidades y correlaciones son estables a través del horizonte temporal pactado.

En particular esta metodología debería ser utilizada sólo para valorar activos o portafolios de activos que asemejen distribuciones normales (i.e., que sigan linealidad).¹³ Esta metodología calcula el VaR mediante la matriz de varianza-covarianza de los activos, el vector de posiciones de cada uno de los activos, el horizonte temporal y el nivel significancia normalmente distribuido.

El valor en riesgo se determina,

$$VaR = Z_c \sqrt{w^T \Sigma w} * \sqrt{\Delta t} \quad (3.4)$$

donde

Z_c = nivel de significancia (valor crítico) asociado a la distribución normal

w = vector de posiciones de los activos

w^T = transpuesta de w

Σ = matriz de varianza-covarianza del activo o portafolio de activos

Δt = horizonte temporal

Análogamente el VaR delta-normal puede ser estimado descomponiendo la matriz de varianza-covarianza, para ello se tiene,

$$VaR = Z_c \sqrt{w^T \sigma C \sigma w} * \sqrt{\Delta t} \quad (3.5)$$

donde

Z_c = nivel de significancia (valor crítico) asociado a la distribución normal

w = vector de posiciones de los activos

w^T = transpuesta de w

σ = matriz de volatilidad (desviación estándar, histórica) de los activos

C = matriz de correlación de los activos

$\sigma C \sigma = \Sigma$ = matriz de varianza-covarianza del activo o portafolio de activos

Δt = horizonte temporal

¹³Activos que pueden cumplir con comportamientos lineales son: títulos de capital, bonos, materia prima (commodities), forwards, futuros y swaps.

El supuesto de normalidad es comúnmente usado debido a que el rendimiento esperado de los activos financieros para datos diarios o de alta frecuencia tienden a ser igual a cero, aunado a que el teorema del límite central indica que entre más grande sea el tamaño de la muestra, la distribución que se asemejara será la distribución normal.

La semejanza hacia la distribución normal hace que el mecanismo de medir las pérdidas de portafolio sean más fáciles, y es que sólo se necesita estimar el valor del percentil previamente escogido. Cabe resaltar que los cambios en el portafolio pueden interpretarse ya sea como pérdidas o como ganancias dependiendo si se mantiene una posición larga o corta, esto es de qué lado de la distribución se este ubicado. Para el caso del VaR es común ubicarse del lado izquierdo de la distribución, i.e., en el lado de las pérdidas.

3.3.2. VaR de Volatilidad Condicional (Modelos GARCH)

El modelo VaR delta-normal está basado en el supuesto de que los rendimientos de los activos están normalmente distribuidos y que por ende la volatilidad de dichos rendimientos es constante, i.e., homoscedástica; sin embargo, la evidencia empírica muestra todo lo contrario. Ante tal hecho, para contrarrestar este supuesto de linealidad, nacen los modelos de volatilidad condicional. Los modelos de volatilidad condicional tienen la primicia de capturar la volatilidad que a través del tiempo no es estable, i.e., se captura la heteroscedasticidad de las series.

En la actualidad existen diversos modelos econométricos de volatilidad condicional, estos mecanismos de captura de volatilidad nacieron a raíz de un modelo macroeconómico planteado en 1982 por Engle.¹⁴ Engle propuso un mecanismo de análisis de series temporales económicas con volatilidad, el modelo ARCH (Auto Regresive Conditional Heteroscedasticity).

El modelo ARCH o modelo autorregresivo¹⁵ de heteroscedasticidad condicional, es un modelo

¹⁴Cabe resaltar, que Rober Engle obtuvo el premio nobel en el año 2003 por la metodología ARCH.

¹⁵Para comprender mejor los modelos ARCH, previamente hay que conocer los modelos autorregresivos, AR. El modelo AR(p) está dado por la siguiente expresión:

$$y_t = \alpha_0 + \alpha_1 y_{t-1} + \alpha_2 y_{t-2} + \dots + \alpha_p y_{t-p} + \epsilon_t$$

donde el término autoregresivo que se le da a este proceso se refiere al hecho de que puede expresarse como

en donde se asume que el término de error sigue una distribución normal con media cero y varianza σ_t^2 , donde la varianza no es constante. En sí, en este modelo la varianza condicional está determinada como una función de los promedios móviles¹⁶ de los residuales al cuadrado de los rendimientos pasados de los activos en un modelo de regresión con p rezagos; en otras palabras, el modelo ARCH estima que la varianza condicional depende de un factor: las innovaciones de los residuales al cuadrado $\epsilon_{t-1}^2, \epsilon_{t-2}^2, \dots, \epsilon_{t-p}^2$; ponderados con sus respectivos coeficientes autoregresivos, $\alpha_0, \alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_p$; más un término de error, u_t .

El modelo ARCH se expresa,

$$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \alpha_1 \epsilon_{t-1}^2 + \alpha_2 \epsilon_{t-2}^2 + \dots + \alpha_p \epsilon_{t-p}^2 + u_t \quad (3.6)$$

El modelo ARCH (3.6) ejemplifica un modelo ARCH(p), en donde p determina el número de rezagos. Es primordial mencionar que la suma de los coeficientes autoregresivos debe ser menor o igual a 1, i.e., $\alpha_0 + \alpha_1 + \alpha_2 + \dots + \alpha_p \leq 1$; para que así el proceso ARCH se asegure es estacionario y ergódico.¹⁷

Dado que empíricamente el modelo ARCH necesita de un número de rezagos muy largo para modelar apropiadamente la volatilidad condicional. En 1986, Bollerslev propone ampliar el modelo ARCH agregando un término autorregresivo a los promedios móviles de los residuales al cuadrado, este modelo recibe el nombre de GARCH (Generalized Auto Regressive

una ecuación de regresión lineal, con la característica especial de que el valor de la variable dependiente y en el período t depende no de los valores de un conjunto de variables independientes, como sucede en el modelo de regresión, sino de sus propios valores observados en períodos anteriores a t y ponderados de acuerdo con los coeficientes autoregresivos $\alpha_0, \alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_p$, más un término de error, ϵ_t .

¹⁶De igual manera para un mejor acercamiento a los modelos ARCH, es necesario tener conocimiento previo de los modelos de promedios (medias) móviles, MA. El modelo MA(q) está dado por la siguiente expresión:

$$y_t = \epsilon_t + \theta_1 \epsilon_{t-1} + \theta_2 \epsilon_{t-2} + \dots + \theta_q \epsilon_{t-q} + u_t$$

donde el término medias móviles que se le da a este proceso se refiere al hecho de que puede expresarse como una ecuación de regresión lineal, con la característica especial de que el valor de la variable dependiente y en el período t depende de sus medias móviles en períodos anteriores a t y ponderados de acuerdo con sus respectivos coeficientes $\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_q$, más un término de error, u_t .

¹⁷Se dice que un proceso estocástico estacionario es ergódico si los momentos muestrales de una sucesión de observaciones convergen en probabilidad a los momentos de la población a medida que el tamaño de la muestra aumenta (Hamilton, 1994).

Conditional Heteroscedasticity). Modelo que a diferencia del ARCH es más flexible con el número de rezagos y capta mejor la memoria larga. El modelo autorregresivo de heteroscedasticidad condicional generalizado (GARCH), estima que la varianza condicional depende de dos factores: las innovaciones de los residuales al cuadrado $\epsilon_{t-1}^2, \epsilon_{t-2}^2, \dots, \epsilon_{t-p}^2$, conocido como efecto ARCH, con sus respectivos coeficientes autoregresivos, $\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_p$; y las varianzas condicionales previas $\sigma_{t-1}^2, \sigma_{t-2}^2, \dots, \sigma_{t-q}^2$, conocido como efecto GARCH, con sus respectivos coeficientes autoregresivos $\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_q$; un término de intercepto, γ_0 ; y un término de error, u_t .

El modelo GARCH se expresa,

$$\sigma_t^2 = \gamma_0 + \alpha_1 \epsilon_{t-1}^2 + \alpha_2 \epsilon_{t-2}^2 + \dots + \alpha_p \epsilon_{t-p}^2 + \beta_1 \sigma_{t-1}^2 + \beta_2 \sigma_{t-2}^2 + \dots + \beta_q \sigma_{t-q}^2 + u_t \quad (3.7)$$

ó

$$\sigma_t^2 = \gamma_0 + \sum_{i=1}^p \alpha_i \epsilon_{t-i}^2 + \sum_{j=1}^q \beta_j \sigma_{t-j}^2 + u_t \quad (3.8)$$

El modelo GARCH (3.7 y/o 3.8) ejemplifica un modelo GARCH(p,q), en donde p y q determinan el número de rezagos. Es necesario mencionar que la suma de los coeficientes autoregresivos de los efectos ARCH y GARCH debe ser menor o igual a 1, i.e, $\alpha_1 + \alpha_2 + \dots + \alpha_p + \beta_1 + \beta_2 + \dots + \beta_q \leq 1$; para que así el proceso GARCH se asegure es estacionario y ergódico.

La estimación del modelo VaR con volatilidad condicional¹⁸ es análoga a la estimación del modelo VaR delta-normal con descomposición de la matriz de varianza-covarianza, pero aquí sobresale el hecho de que la matriz de volatilidades (desviaciones estándar) no es la de volatilidades históricas como en el caso delta-normal, sino que esta matriz es la de las volatilidades obtenidas mediante el modelo GARCH; para ello se tiene,

¹⁸Cabe hacer notar que solamente se han especificado dos metodologías de la familia GARCH, el modelo ARCH y el modelo GARCH. Para una mejor comprensión de estos modelos y descripción de otros modelos pertenecientes a la familia GARCH véase, Hamilton (1994), Brockwell y Davis (2002), Brockwell y Davis (2006) y Sánchez y Reyes (2005).

$$VaR = Z_c \sqrt{w^T \sigma_G C \sigma_G w} * \sqrt{\Delta t} \quad (3.9)$$

donde

Z_c = nivel de significancia (valor crítico) asociado a la distribución normal

w = vector de posiciones de los activos

w^T = transpuesta de w

σ_G = matriz de volatilidad (desviación estándar) de los activos, obtenida mediante el GARCH

C = matriz de correlación de los activos

$\sigma_G C \sigma_G = \Sigma$ = matriz de varianza-covarianza del activo o portafolio de activos

Δt = horizonte temporal

3.3.3. VaR de Simulación Histórica

Los mecanismos de simulación en los modelos VaR llevan a una estimación completa, se dice esto porque al simular los factores de riesgo de mercado el portafolio es revaluado a través de escenarios, dicha característica es de vital importancia cuando se tienen activos financieros con comportamientos no lineales.

El impedimento principal de los modelos de simulación es que la mayor parte de las veces se necesita de gran número de cálculos para llegar a una buena estimación; en otras palabras, se espera que entre mayor sea el número de escenarios simulados se tenderá a una mejor optimización del resultado final.

Los modelos VaR de simulación al igual que los modelos VaR de varianza condicional tienen propiedades más atractivas que el modelo VaR delta-normal, la propiedad más significativa de estos modelos es que no se asume ningún supuesto sobre la estructura de la distribución de probabilidad de los rendimientos (precios) de los activos.

En síntesis el modelo VaR de simulación histórica consiste en generar escenarios de los factores de riesgo (activos financieros) mediante la información observada de un período determinado. En la actualidad existen diversas metodologías para el VaR de simulación histórica, son

semejantes en su mecanismo de implementación y la evidencia empírica ha comprobado que llevan a resultados similares.¹⁹

La desventaja principal de esta metodología es que no toma en cuenta la variación del riesgo a través del tiempo y en situaciones extremas no estima de manera óptima los valores extremos.

El algoritmo de la simulación histórica utilizado en esta tesis es el siguiente:

a) Recopilación de los datos del o los activos que conformaran el portafolio. Se recomiendan datos diarios con un rango entre uno y dos años como muestra (o datos con un rango entre 250 y 500 datos).²⁰

$$P_k = \begin{pmatrix} P_0 \\ P_1 \\ \vdots \\ P_n \end{pmatrix} \quad (3.10)$$

donde P_k es el vector de precios de los activos (o vector de factor de riesgo k).

b) Mediante el vector de precios se obtiene el vector de rendimientos. Se recomiendan dos casos: i) si se tienen tasas de interés se utilizan sin modificación, i.e., se trabaja en niveles; y ii) si se tienen precios de activos financieros y tipos de cambio se utilizan los rendimientos. Para el caso de esta tesis, por tratarse de activos financieros (índices) se utilizan rendimientos; por tanto tenemos,

$$R_k = \begin{bmatrix} \ln \frac{P_1}{P_0} \\ \ln \frac{P_2}{P_1} \\ \vdots \\ \ln \frac{P_n}{P_{n-1}} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} R_1 \\ R_2 \\ \vdots \\ R_n \end{bmatrix} \quad (3.11)$$

donde R_k es el vector de los rendimientos de los precios de los activos.

¹⁹Para un conocimiento a detalle sobre distintos mecanismos de VaR de simulación histórica, véase: De Lara (2009).

²⁰Diversos autores recomiendan este rango, véase Jorion (2007).

c) Se obtiene el último precio y se fija como semilla, P_n . Mediante el precio último se simulan nuevos precios, P_k^* . El precio semilla se multiplica por el exponencial de cada uno de los rendimientos y de esta manera se obtiene una nueva serie de datos, i.e.,

$$P_k^* = \begin{bmatrix} P_n * e^{R_1} \\ P_n * e^{R_2} \\ \vdots \\ P_n * e^{R_n} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} P_1^* \\ P_2^* \\ \vdots \\ P_n^* \end{bmatrix} \quad (3.12)$$

donde P_k^* es el vector de precios simulados de los activos.

d) Para obtener el vector de pérdidas y ganancias se requieren tres pasos. Primeramente se toma el valor de la posición inicial, W (si es que se tiene un portafolio de un activo) o posiciones iniciales, W_1, W_2, \dots, W_n (si es que se tiene un portafolio comprendido por más de un activo). Se obtiene el vector de precios y ponderaciones, para ello se realiza el cociente entre el valor de la posición inicial y el precio último, y se multiplica por cada uno de los precios simulados. Si se tiene un portafolio de más de un activo para llegar al vector de precios y ponderaciones se hace la suma de cada uno de los cocientes de las posiciones iniciales con sus respectivos precios últimos, multiplicadas por sus correspondientes precios simulados.

$$v_k = \begin{bmatrix} \frac{W}{P_n} * P_1^* \\ \frac{W}{P_n} * P_2^* \\ \vdots \\ \frac{W}{P_n} * P_n^* \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} v_1 \\ v_2 \\ \vdots \\ v_n \end{bmatrix} \quad (3.13)$$

donde v_k es el vector de precios y ponderaciones simulados de los activos.

e) El segundo paso a seguir en la obtención del vector de pérdidas y ganancias, es obtener el residuo entre el vector de precios y ponderaciones y el valor de posición inicial, o valores de posición inicial para el caso de más un activo. Para el caso de más de un activo se hace la suma de los residuos de los vectores de precios y ponderaciones versus sus respectivos valores de posición inicial, para así obtener un vector de pérdidas y ganancias conjunto.

$$V_k = \begin{bmatrix} v_1 - W \\ v_2 - W \\ \vdots \\ v_n - W \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} V_1 \\ V_2 \\ \vdots \\ V_n \end{bmatrix} \quad (3.14)$$

donde V_k es el vector de pérdidas y ganancias simulados de los activos, sin orden.

f) Finalmente, los valores del vector de pérdidas y ganancias sin orden V_k son ordenados de manera ascendente, dando como resultado la simulación del vector de pérdidas y ganancias V_k^* . Mediante el vector de pérdidas y ganancias V_k^* se hace el cálculo del valor en riesgo; en otras palabras, la estimación del VaR se obtiene a través del percentil $c\%$ del vector de pérdidas y ganancias. Por ejemplo, supóngase un vector de pérdidas y ganancias de 100 datos, entonces el VaR dado un nivel de significancia del 5% es el determinado por la entrada $100 \cdot 0.05 = 5$ del vector de pérdidas y ganancias.

3.3.4. VaR de Simulación Monte Carlo

Otro tipo de simulación para determinar el VaR, es la simulación Monte Carlo. La simulación Monte Carlo data del año 1942, este mecanismo de aproximación empezó a utilizarse con fines bélicos y el porqué de su nombre se debe al casino de juegos de azar en Mónaco (Monte Carlo).

La simulación Monte Carlo está basada en la utilización de números aleatorios para crear escenarios futuros. La simulación de escenarios consiste en crear una secuencia de valores que conjuntamente formen una trayectoria de la variable de interés (variable a analizar), i.e., la trayectoria se forma mediante la simulación de escenarios que es vista a través de un amplio rango de situaciones posibles. En lo que respecta al VaR, la simulación Monte Carlo sirve para simular escenarios sobre el probable valor de un portafolio en una fecha específica, en otras palabras, el valor del VaR es el que se obtiene mediante la distribución de valores del portafolio simulado.

La estimación del VaR a través de simulación Monte Carlo es de los métodos más poderosos, esta metodología no toma en cuenta el supuesto de linealidad y en este caso si incorpora variaciones a través del tiempo, i.e., volatilidad; de este modo mediante este mecanismo de

estimación se contempla la captura de colas amplias y valores extremos.

La principal desventaja de esta metodología es el grado de complejidad de su implementación. Para llevarla a cabo se necesita de una buena estructura computacional, lo cual es costoso; además, cabe decir que su implementación es tardada a comparación de otras metodologías de estimación del VaR.

La implementación de la metodología del VaR de simulación Monte Carlo es la siguiente:

a) Primeramente se necesita seleccionar un modelo estocástico que describa el comportamiento de los precios (factores de riesgo) y especificar los parámetros que intervienen. El modelo más común en la literatura económico-financiera y el que utilizaremos en esta tesis, es el movimiento browniano geométrico,

$$dS_t = \mu_t S_t dt + \sigma_t S_t dz_t \quad (3.15)$$

donde, S_t representa el precio del activo financiero, dz_t es una variable aleatoria distribuida normalmente con media cero y varianza dt ; y los parámetros μ_t y σ_t representan a la tendencia instantánea y la volatilidad en el momento t , por simplicidad se asumen en adelante que estos parámetros son constantes.

Para la simulación de las trayectorias, es necesario previamente encontrar la solución única de la ecuación estocástica (3.15), la cual puede expresarse como,

$$S_t = S_{t-1} \exp(\mu dt + \sigma dz_t) \quad (3.16)$$

Esta última ecuación, caracteriza movimientos infinitesimales en el precio del activo financiero. Por cuestiones prácticas la ecuación (3.16) se transforma a términos discretos, teniendo un intervalo de tiempo pequeño Δt , que comprende el momento actual t y el momento objetivo T . La transformación queda,

$$S_t = S_{t-1} \exp(\mu \Delta t + \sigma \epsilon_t \sqrt{\Delta t}) \quad (3.17)$$

donde, ϵ_t es ruido blanco, i.e., es una variable aleatoria distribuida normalmente con media cero y varianza 1.

b) Como segundo paso, se necesita generar una sucesión de números aleatorios $\epsilon_1, \epsilon_2, \dots, \epsilon_t$ para simular la trayectoria de precios. De este modo, el conjunto de precios simulados a través del horizonte objetivo es,

$$\begin{aligned}
 S_t &= S_{t-1} \exp(\mu\Delta t + \sigma\epsilon_1\sqrt{\Delta t}) \\
 S_{t+1} &= S_t \exp(\mu\Delta t + \sigma\epsilon_2\sqrt{\Delta t}) \\
 S_{t+2} &= S_{t+1} \exp(\mu\Delta t + \sigma\epsilon_3\sqrt{\Delta t}) \\
 &\vdots \\
 S_{t+n} &= S_{t+n-1} \exp(\mu\Delta t + \sigma\epsilon_n\sqrt{\Delta t})
 \end{aligned} \tag{3.18}$$

Ampliando la metodología anterior, para el caso de un portafolio con más de un activo se requiere de lo siguiente:

i) Inicialmente se necesita descomponer la matriz de varianza-covarianza del precio de los activos, para ello se lleva a cabo el mecanismo de descomposición de Cholesky.²¹ Mediante la descomposición de Cholesky se obtiene la matriz A , la cual cumple la obtención de una matriz triangular inferior, i.e.,

$$\Sigma = AA^T \tag{3.19}$$

donde A representa una matriz triangular cuadrada de dimensión $n \times n$, en otras palabras, contiene un cero en la esquina superior derecha.

ii) A continuación, se crea un vector de dimensión $n \times 1$ de números aleatorios, $\epsilon = \epsilon_1, \epsilon_2, \dots, \epsilon_n$, con media cero y varianza 1. Para el caso específico de esta tesis se generan 100,000 números aleatorios.

²¹Para una mejor comprensión del mecanismo de descomposición de Cholesky, véase: De Lara (2009).

iii) Paso siguiente, se genera un conjunto de rendimientos que se distribuya de manera normal,

$$Y = A^T \epsilon \quad (3.20)$$

donde Y representa un vector de dimensión $n \times 1$, de variables normales transformadas.

iv) A continuación, se generan los precios que se distribuyen de manera lognormal,

$$Z = S_t e^Y \quad (3.21)$$

donde S_t representa el vector de dimensión $n \times 1$, de los precios futuros esperados.

v) Una vez obtenido el vector de precios Z , este se utiliza para crear el vector de pérdidas y ganancias V_k , mediante $V_k = Z - W$, donde W es la posición total del portafolio.

vi) Y como en el caso de la simulación histórica; los valores del vector de pérdidas y ganancias sin orden V_k son ordenados de manera ascendente, dando como resultado la simulación del vector de pérdidas y ganancias V_k^* . Y finalmente, mediante el vector de pérdidas y ganancias V_k^* se hace el cálculo del valor en riesgo; en otras palabras, la estimación del VaR se obtiene a través del percentil $c\%$ del vector de pérdidas y ganancias.

3.4. Valor en Riesgo con Cópulas

En los últimos años, se ha tenido un gran auge en investigaciones e implementaciones para el cálculo del VaR utilizando cópulas, determinando la estructura de dependencia del portafolio y de los activos riesgosos que lo conforman, sin partir de supuestos sobre sus distribuciones y con la esperanza de estimar las colas gruesas de estas distribuciones, obteniendo resultados más realistas y evitando así la sobrestimación o subestimación del valor en riesgo del portafolio.

Siguiendo a Romano (2002), Rank (2007), Fantazzini (2008), en esta tesis se hace el uso de la estimación del VaR vía Monte Carlo con una adaptación a la teoría de Cópulas.

La meta es estimar el VaR diario para una portafolio compuesto por dos activos (o factores de riesgo), utilizando la serie temporal de los rendimientos diarios para cada activo. Para ello, inicialmente se tiene que encontrar la función distribución conjunta más adecuada, i.e, la que mejor describa los datos. Esto se hace seleccionando las funciones de distribución marginales específicas para los rendimientos de riesgo individual y una función cópula para unir las marginales en una sola función de distribución conjunta.

Sean x_t y y_t los log-rendimientos de los activos en el tiempo t , y sea $\beta \in (0, 1)$ el peso de la asignación, por tanto el rendimiento del portafolio está dado por,

$$z_t = \beta x_t + (1 - \beta)y_t \quad (3.22)$$

La función de distribución condicional conjunta estimada en el tiempo $t - 1$ está dada como,

$$H_t(x, y|\Phi_{t-1}) = C_t(F_t(x|\Phi_{t-1}), G_t(y|\Phi_{t-1})|\Phi_{t-1}) \quad (3.23)$$

de este modo, la función de densidad está dada como,

$$h_t(x, y|\Phi_{t-1}) = c_t(F_t(x|\Phi_{t-1}), G_t(y|\Phi_{t-1})|\Phi_{t-1}) \quad (3.24)$$

Por lo tanto, la función de distribución acumulada de los rendimientos del portafolio Z está dada por,

$$\begin{aligned} \zeta(z) &= Pr[Z \leq z_t] = Pr(\beta X + (1 - \beta)Y \leq z_t) \\ &= \int_{-\infty}^{+\infty} \left\{ \int_{-\infty}^{\frac{1}{\beta}z - \frac{1-\beta}{\beta}y_t} c_t(F_t(x|F_{t-1}), G_t(y|F_{t-1})|F_{t-1}) * f_t(x|F_{t-1})dx \right\} * g_t(y|F_{t-1})dy \end{aligned} \quad (3.25)$$

La estimación del VaR en el tiempo $t - 1$ para el portafolio con un nivel de confianza p es la solución z^* de la ecuación $\zeta(z^*) = p$, multiplicado por el valor de la posición financiera en $t - 1$.

Además, en los casos multivariados normal y t-student, cuando se usan cópulas con diferentes marginales, la estimación del VaR no es sencilla, ya que no hay análisis y no es fácil utilizar fórmulas para obtener medias y volatilidades condicionales al VaR para las posiciones largas y cortas del portafolio. Sin embargo, el VaR puede ser estimado mediante simulación Monte Carlo, la simulación Monte Carlo es ampliamente utilizada en finanzas cuantitativas y aplicaciones de VaR (Jorion (2007), Giot y Laurent (2003) y Bauwens y Laurent (2005)). Además, Giot y Laurent (2003) muestran que una elección de 100,000 simulaciones proporciona estimaciones precisas del cuantil.

Siguiendo este mecanismo de solución (i.e., Monte Carlo), se genera un gran número de rendimientos con un día de anticipación $\{x_t, y_t\}$ para los dos activos, mediante la simulación de 100,000 rendimientos aleatorios con función de distribución condicional (3.22), y finalmente se revaloriza el portafolio en el momento t . Entonces, la estimación del VaR está determinada por el p -ésimo nivel de confianza dado, i.e., simplemente se toma el p -ésimo cuantil empírico de la distribución del portafolio simulado de pérdidas y ganancias.

Los pasos detallados del procedimiento para la estimación de los p -ésimos niveles de confianza (90 %, 95 %, 97.5 %, 99 % y 99.99 %) del VaR durante un período de tenencia de un día son los siguientes:

1) Sea un portafolio de dos activos z , el cual contiene una posición para cada uno de los dos factores de riesgo (o activos), cuyo valor en el tiempo $t - 1$ es:

$$P_{z,t-1} = P_{x,t-1} + P_{y,t-1} \quad (3.26)$$

donde $P_{x,t-1}$ y $P_{y,t-1}$ son los precios de mercado de los dos activos en el tiempo $t - 1$.

2) Simular $j = 100,000$ escenarios Monte Carlo para cada log-rendimiento de los activos, $\{x_{j,t}, y_{j,t}\}$, sobre el horizonte temporal $[t - 1, t]$, usando la función de distribución condicional conjunta (3.22).

a) En primer lugar, se tienen que simular j variables aleatorias $(u_{j,x}, v_{j,y})'$ de la cópula $C_t(\cdot)$.²²

i) Si se emplea una cópula normal 2-dimensional (2.30), se emplea el siguiente algoritmo:²³

- o Encontrar mediante la descomposición de Cholesky A la matriz de correlación $2 \times 2\Sigma$, i.e.,

$$\begin{bmatrix} 1 & \hat{\rho}_t \\ \hat{\rho}_t & 1 \end{bmatrix}$$

donde $\hat{\rho}_t$ es la correlación condicional pronosticada, estimada mediante la cópula.

- o Simular dos variables aleatorias independientes distribuidas normal estándar $z_j = (z_{j,1}, z_{j,2})'$.
- o Establecer el vector $b_j = Az_j$.
- o Determinar los componentes $(u_{j,x}, v_{j,y})' = (\Phi(b_{j,1}), \Phi(b_{j,2}))'$, donde $\Phi(\cdot)$ es la cdf normal estándar. El vector $(u_{j,x}, v_{j,y})'$ es una j variable aleatoria de la 2-dimensional Cópula Normal $C_{Normal}(\cdot; \hat{\rho}_t | \Phi_{t-1})$.

ii) Si se aplica una cópula t-Student 2-dimensional (2.34), se emplea el siguiente algoritmo:²⁴

- o Encontrar mediante la descomposición de Cholesky A la matriz de correlación $2 \times 2\Sigma$, i.e.,

$$\begin{bmatrix} 1 & \hat{\rho}_t \\ \hat{\rho}_t & 1 \end{bmatrix}$$

donde $\hat{\rho}_t$ es la correlación condicional pronosticada, estimada mediante la cópula.

- o Simular dos variables aleatorias independientes distribuidas normal estándar $z_j = (z_{j,1}, z_{j,2})'$.

²²Para una discusión sobre la simulación de la cópula, véase Cherubini, et al. (2004).

²³Cabe resaltar que la cópula a estimar es una cópula normal 2-dimensional, la ecuación (2.30) denota el caso general de una cópula normal n-dimensional.

²⁴Cabe resaltar que la de cópula a estimar es una cópula t-Student 2-dimensional, la ecuación (2.30) denota el caso general de una cópula t-Student n-dimensional.

- Simular una variable aleatoria, s_j , de una distribución $\chi_{\hat{v}_t}^2$, independiente de z_j , donde \hat{v}_t es el parámetro de los grados de libertad estimado mediante la cópula.
 - Establecer el vector $b_j = Az_j$.
 - Construir el vector $c_j = \frac{\sqrt{\hat{v}_t}}{\sqrt{s_j}} b_j$.
 - Determinar los componentes $(u_{j,x}, v_{j,y})' = (t_{\hat{v}_t}(c_{j,1}), t_{\hat{v}_t}(c_{j,2}))'$, donde $t_{\hat{v}_t}(\cdot)$ es la cdf t-Student, con grados de libertad iguales a \hat{v}_t . El vector $(u_{j,x}, v_{j,y})'$ es una j variable aleatoria de la 2-dimensional Cópula t-Student $C_{t-Student}(\cdot; \hat{\rho}_t, \hat{v}_t | \Phi_{t-1})$.
- b) El paso siguiente consiste en obtener el registro de los log-rendimientos de los activos estandarizados mediante el uso de las funciones inversas de las marginales estimadas, las cuales pueden ser Normales o t-Student,

$$\{x_{j,t}, y_{j,t}\} = (q_{j,x}, q_{j,y})' = (\hat{F}_t^{-1}(u_{j,x}), \hat{G}_t^{-1}(v_{j,y})) \quad (3.27)$$

- c) Finalmente, se repite este procedimiento para $j = 100,000$.

3) Mediante el uso de estos 100,000 casos, el portafolio será reevaluado en el tiempo t , es decir,

$$P_{z,t}^j = P_{x,t-1} \exp(x_{j,t}) + P_{y,t-1} \exp(y_{j,t}), \quad j = 1, \dots, 100,000 \quad (3.28)$$

4) Las pérdidas del portafolio en cada escenario j , son calculadas mediante,

$$Loss_j = P_{z,t}^j - P_{z,t-1}, \quad j = 1, \dots, 100,000 \quad (3.29)$$

5) El cálculo del VaR a diferentes niveles de confianza es muy simple:

Si tomamos en cuenta que la ecuación (3.29) nos representa el vector de pérdidas y ganancias sin orden, entonces como en los casos anteriores de simulación de VaR, i.e., simulación histórica y simulación Monte Carlo; este vector es ordenado de manera ascendente, dando como resultado la simulación del vector de pérdidas y ganancias con el cual se hace el cálculo del valor en riesgo vía el $c\%$ percentil.

Capítulo 4

Modelación y Análisis Empírico

En este capítulo se estima y analiza tanto los grados de dependencia como el Valor en Riesgo llevando a cabo la implementación de las metodologías mencionadas en capítulos anteriores. Recordemos que el presente estudio está basado en una selección de mercados de capitales del continente americano; en particular, los mercados de capitales correspondientes a los países: Argentina, Brasil, Canadá, Chile, Colombia, Estados Unidos, México, Perú y Venezuela.

4.1. Evidencia Empírica

Los principales índices bursátiles de cada uno de los mercados de capitales americanos seleccionados son: Merval por Argentina, BOVESPA por Brasil, S&P TSX por Canadá, IPSA por Chile, IGBC por Colombia, S&P 500 por Estados Unidos, IPC por México, IGBVL por Perú, e IBC por Venezuela.

Las series de datos a analizar de los índices bursátiles mencionados son las correspondientes al período 1992-2009, las series son series de tiempo diarias, siendo un total de 3,655 observaciones.¹

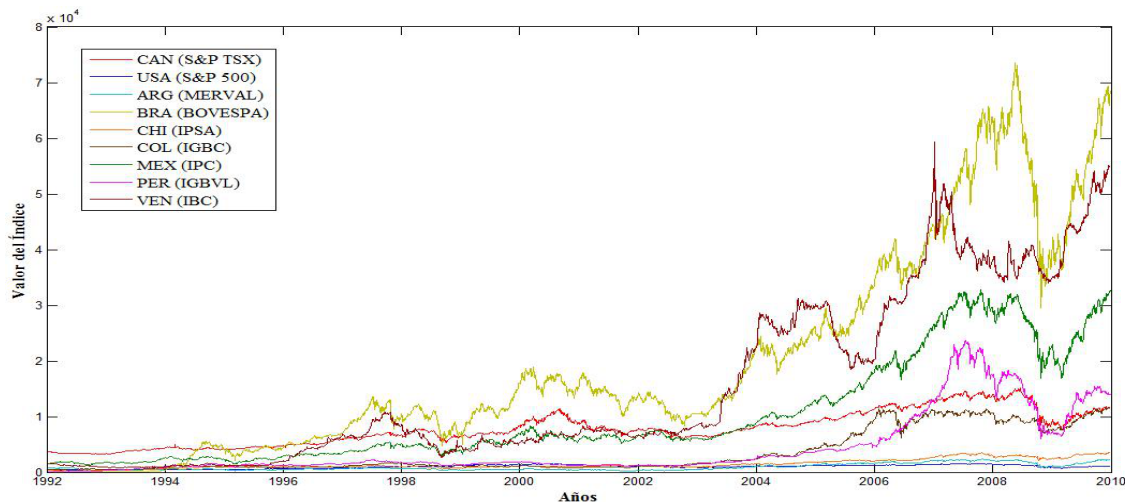
¹La elección de este período se debió a distintas problemáticas en la obtención de las series. Principalmente se debió a la moneda Argentina. En 1992 en Argentina, se cambio de Australes a Pesos Argentinos; hoy en día, es difícil obtener series históricas antes de este período. Asimismo, es difícil o es que no existen datos

Con el fin de contar con una muestra similar dado el disímil funcionamiento de los mercados de capitales, i.e., dado que los mercados de capitales provienen de varios países por ende se tienen diversos días laborales, en otras palabras no en todos los países se tienen los mismos días festivos; por tal razón las series de datos fueron previamente homogeneizadas.

Además, para una mejor homogeneización y dado que se crearan portafolios compuestos por pares.² Es necesaria y factible una homogeneización con carácter comparativo. Para ello, se realiza el análisis convirtiendo los índices bursátiles a una sola moneda; en este caso el dólar estadounidense por ser la moneda fuerte en lo que respecta al grupo de mercados de capitales seleccionado y asimismo, dada su importancia como moneda fuerte a nivel mundial.

Como un primer acercamiento, se presentan los gráficos del comportamiento de los diversos índices propuestos. La Gráfica 4.1 da cuenta de ello, destacando que los índices bursátiles son presentados aun sin la transformación propuesta de todos los índices en una sola moneda.

Gráfica 4.1: Índices Bursátiles de América



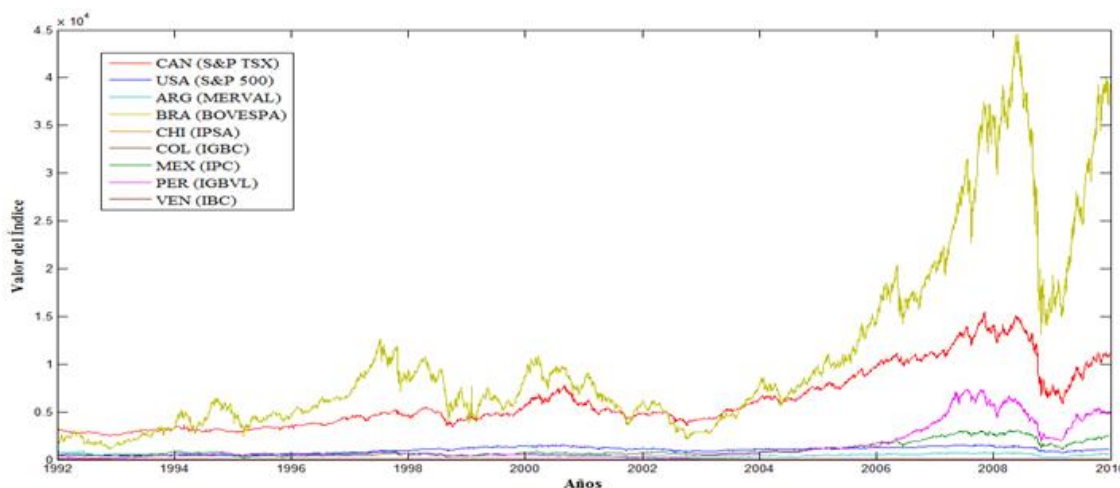
Fuente: Elaboración propia, datos obtenidos de la pagina web de yahoo finanzas.

En la Gráfica 4.1 se puede observar que los índices bursátiles BOVESPA de Brasil e IBC de Venezuela son los más representativos. Aunque es de resaltar que en algunos años de la sobre diversas series de los índices bursátiles escogidos para el análisis en períodos anteriores a la década de los noventa.

²El análisis vía la teoría de cópulas propuesto en esta tesis es de carácter bivariable.

década de los 90's se tenía un comportamiento similar entre todos los índices seleccionados de América. Sin embargo, como se mencionó anteriormente, para un mejor comparativo se requieren los índices bursátiles en dólares estadounidenses. La Gráfica 4.2 nos muestra este caso.

Gráfica 4.2: Índices Bursátiles de América (US Dólares)



Fuente: Elaboración propia, datos obtenidos de la pagina web de yahoo finanzas.

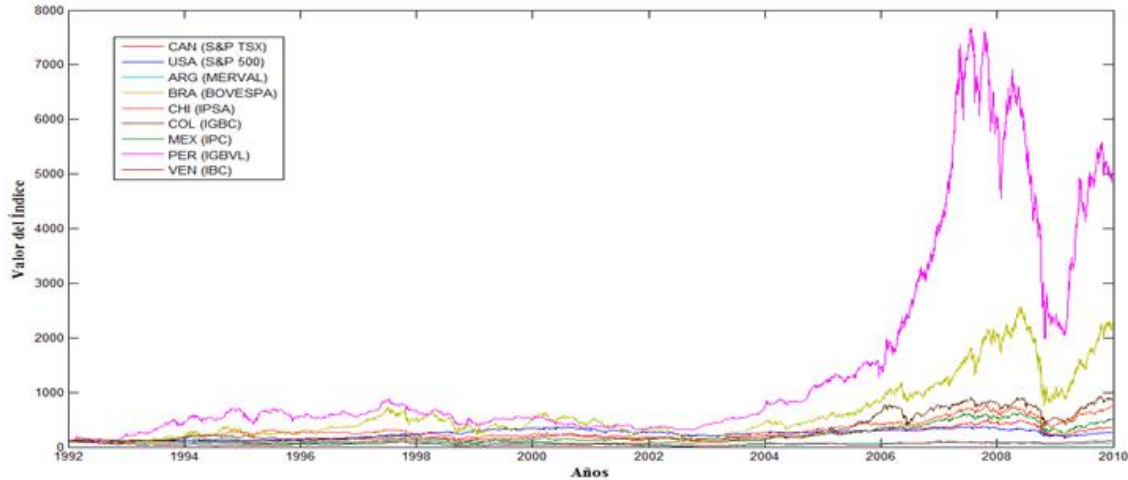
Mediante la Grafica 4.2 en donde ya se toma en cuenta a los índices en una sola moneda, se observa que el principal índice bursátil brasileño BOVESPA mantiene la representatividad, seguido ahora por el S&P TSX canadiense. Aunado a la visualización de los índices vistos en una sola moneda, es más factible ver también el comportamiento de estos índices bursátiles suponiendo un año base, para de esta forma tener una idea más concreta del comportamiento de cada uno de ellos a través del período de análisis.

La Gráfica 4.3 muestra nuevamente el comportamiento de los índices bursátiles seleccionados de América durante el período de análisis, pero ahora tomando en cuenta como base 100 el año 1992.

A través de la Gráfica 4.3 se muestran los índices representativos de cada uno de los mercados de capitales de América, vistos tanto en una sola moneda, así como también vistos mediante un año base propuesto. Se observa que el índice representativo del mercado de capitales de Perú IGBVL, es el más significativo, i.e., el que mayor crecimiento presentó a través del tiempo; siguiéndole en orden de importancia el índice bursátil brasileño BOVESPA, nuevamente

se puede observar aunque en menor magnitud la significancia del índice brasileño.³

Gráfica 4.3: Índices Bursátiles de América (US Dólares) - Base 100-1992



Fuente: Elaboración propia, datos obtenidos de la página web de yahoo finanzas.

Cabe mencionar que las estimaciones a realizar de estos mercados de capitales, es decir, la estimación tanto de los grados de dependencia así como de las pérdidas potenciales vistas a través del Valor en Riesgo, serán realizadas mediante el uso de los rendimientos de estos principales índices bursátiles que se seleccionaron para los mercados de capitales del continente americano.⁴

Y también de igual manera, se homogenizan los rendimientos en una sola moneda para obtener un mejor comparativo. Cabe decir, que estos rendimientos de los índices bursátiles en moneda estadounidense son los finalmente utilizados en las estimaciones de los grados de dependencia y Valor en Riesgo.

La Gráfica 4.4 exhibe los rendimientos de los índices bursátiles de América.⁵

³En el Apéndice A se encuentran los gráficos de los índices bursátiles tanto en su moneda local como en dólares estadounidenses. Asimismo, en este Apéndice A se muestran diversos casos, para una mejor comprensión del comportamiento de estos índices de los mercados de capitales seleccionados del continente americano.

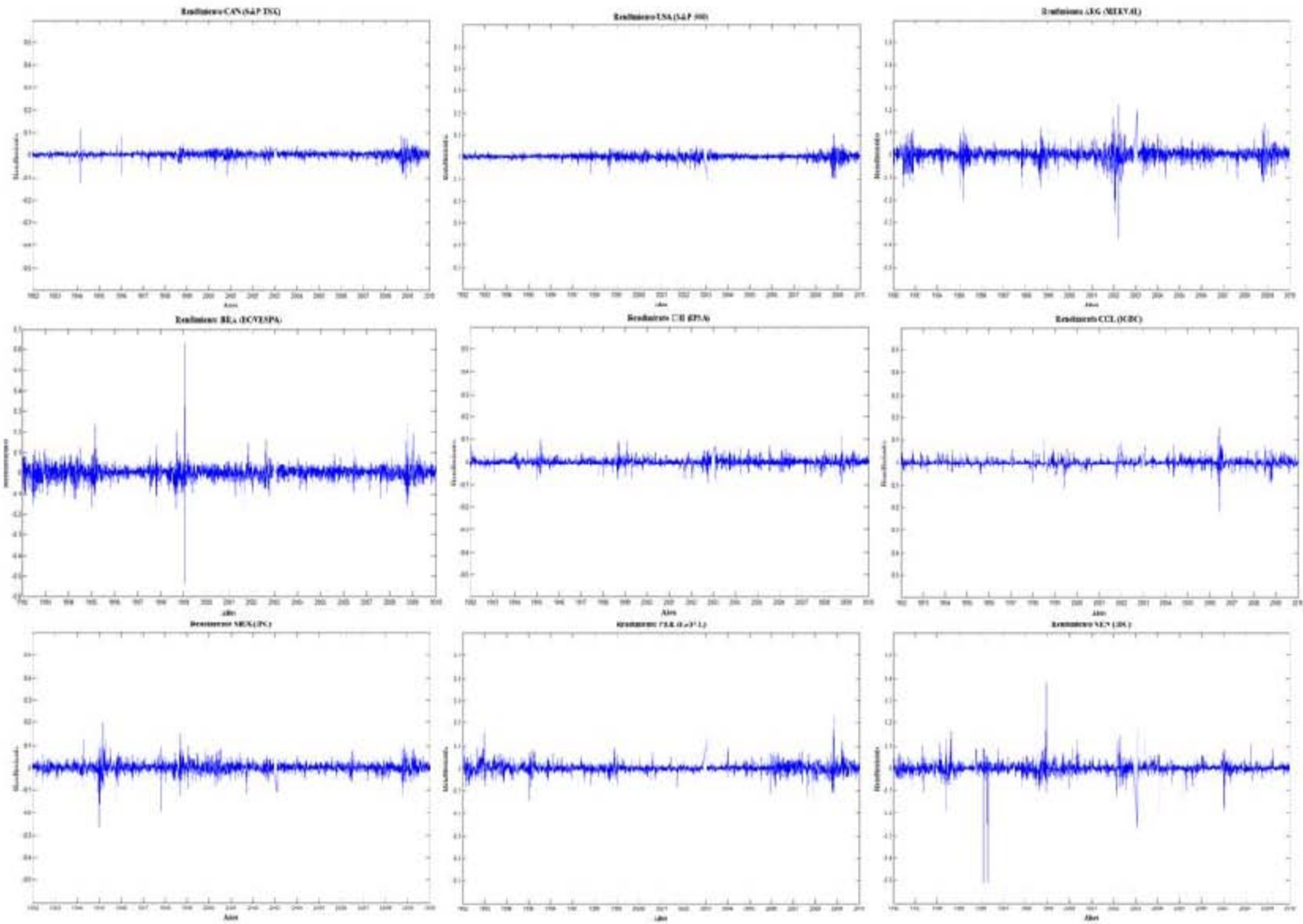
⁴El rendimiento a utilizar en esta tesis es el rendimiento continuo, es decir, el logaritmo del cociente de los precios durante un intervalo de tiempo, en este caso en particular el intervalo de tiempo es diario,

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

donde R_t es el rendimiento al tiempo t , P_t es el precio al tiempo t , y P_{t-1} es el precio al tiempo $t - 1$.

⁵En el Apéndice B y Apéndice C se encuentran los gráficos de los rendimientos de los índices bursátiles

Gráfica 4.4: Rendimientos de los Índices Bursátiles de América (US Dólares)



Mediante la Gráfica 4.4 podemos constatar que la volatilidad inherente en el comportamiento de los rendimientos es incuestionable. Son más que evidentes los clusters de volatilidad que se tienen dentro del período de análisis; particularmente se puede decir que estos clusters son representativos de alguna crisis. En 1994 el efecto tequila, en 1997-8 la crisis asiática, en 1999 el efecto samba, en 2000-2001 la crisis del .com y el atentado a las torres gemelas, en 2002 la crisis argentina, y en 2008 la crisis subprime estadounidense.⁶

Estos clusters de volatilidad exhibidos por los rendimientos de los índices bursátiles conllevan a que se tenga un comportamiento heteroscedástico y por consiguiente que el análisis con el supuesto de normalidad en la serie de datos sea erróneo. Y por ende cualquier metodología que haga uso de este supuesto de normalidad conllevará a estimaciones espurias.

Ante esto, antes de realizar las estimaciones propuestas en esta tesis, se hace un parteaguas para sustentar el uso de las metodologías que se llevarán a cabo. La manera de verificar si en verdad los rendimientos de los mercados de capitales de América, vistos a través de sus índices bursátiles; tienen un comportamiento no normal, se comprueba mediante diversos estadísticos.

4.1.1. Estadísticos Descriptivos

Para comprobar si en realidad se cumple el supuesto de linealidad, y de este modo saber si es viable realizar el análisis proponiendo la distribución normal, se hacen diversos análisis sobre la linealidad de los rendimientos de los índices bursátiles de los mercados de capitales de América.

Para ello, se hace uso de diversos estadísticos descriptivos. Se genera el histograma de cada uno de los rendimientos, y sobre cada uno de estos histogramas se les sobrepone la curva

tanto en su moneda local como en dólares estadounidenses. Asimismo, también se encuentran estos mismos gráficos en diferentes escalas, para una mejor visualización.

⁶El análisis de estas crisis queda fuera del alcance de esta tesis; para mayor referencia, para Crisis Mexicana véase, Correa (1998), Chacón y Banda (2005) y Girón (2005); respecto a las Crisis Asiática, Brasileña y Argentina véase, Guillén (1999) y Girón (2005); para las Crisis de Punto Com y ataque a las torres gemelas véase, Pérez (2004), Lowenstein (2004) y Johnston y Nedelescu (2005); y referente a la Crisis Subprime véase, Correa y Duarte (2009), Girón y Chapoy (2009) y Fuertes, Ortiz y Cabello (2010).

normal. Aunado al histograma con curva normal se propone el ajuste mediante una curva de la distribución t-student, siendo no cualquier curva de distribución t-student, sino la que más se asemeje a los datos de los rendimientos de los índices bursátiles. Aparte del histograma, también para cada rendimiento se crea su gráfico Q-Q y diversos estadísticos descriptivos, entre los que destaca la prueba de normalidad Jarque-Bera. De la misma forma, los rendimientos de los índices bursátiles de los que estamos hablando son los anteriormente transformados en dólares estadounidenses.⁷ La Gráfica 4.5 da cuenta de todo ello.

Respecto a la linealidad de los rendimientos se observa claramente la no linealidad de los rendimientos de los índices bursátiles. Al representar el comportamiento de sus respectivas distribuciones, estas tienen un comportamiento disímil al de la distribución normal lo que nos lleva a refutar el hecho de que asumir las estimaciones propuestas en esta tesis bajo el supuesto de normalidad no es viable en este tipo de análisis.

Asimismo el gráfico Q-Q nos comprueba la no linealidad, esto es visible dado el comportamiento en forma de S de los rendimientos el cual presenta colas pesadas, este comportamiento en forma de S al compararse con la línea recta (distribución normal) no se asemeja.

De igual forma los estadísticos descriptivos nos delatan que se está lejos de un comportamiento normal, se tiene asimetría y altos grados de curtosis en todos los rendimientos de los índices bursátiles de América, y respecto al estadístico de normalidad Jarque-Bera vemos que este al igual en todos los casos no cumple con el supuesto de linealidad.⁸

Analizando los grados de asimetría se tiene que el mercado con mayor grado de asimetría es el mercado de Venezuela con una asimetría del -3.67. Además resalta que la mayor parte de las asimetrías presentadas por los mercados Americanos son asimetrías negativas, es decir se tienen más comportamientos de los rendimientos a la baja que a la alza. La alta curtosis presentada por parte de todos los mercados de capitales nos indica el comportamiento leptocurtico, siendo el más significativo el de los mercados venezolano y brasileño siendo del

⁷En el Apéndice D se encuentran los gráficos del histograma de la distribución de los rendimientos, los gráficos Q-Q y diversos estadísticos descriptivos de los rendimientos de los índices bursátiles tanto en su moneda local como en dólares estadounidenses.

⁸El supuesto de normalidad se cumple a partir de los siguientes estadísticos: Asimetría = 0; Curtosis = 3; y Jarque-Bera < 5.99. Para una mejor comprensión del estadístico de normalidad Jarque-Bera véase, Jarque y Bera (1987).

103.95 y del 45.05 respectivamente. Y referente al estadístico de normalidad Jarque-Bera se observa claramente que este supuesto de linealidad es rechazado categóricamente, se observa que el mercado venezolano es el más alejado del supuesto de linealidad con un estadístico J-B de 1,559,807.

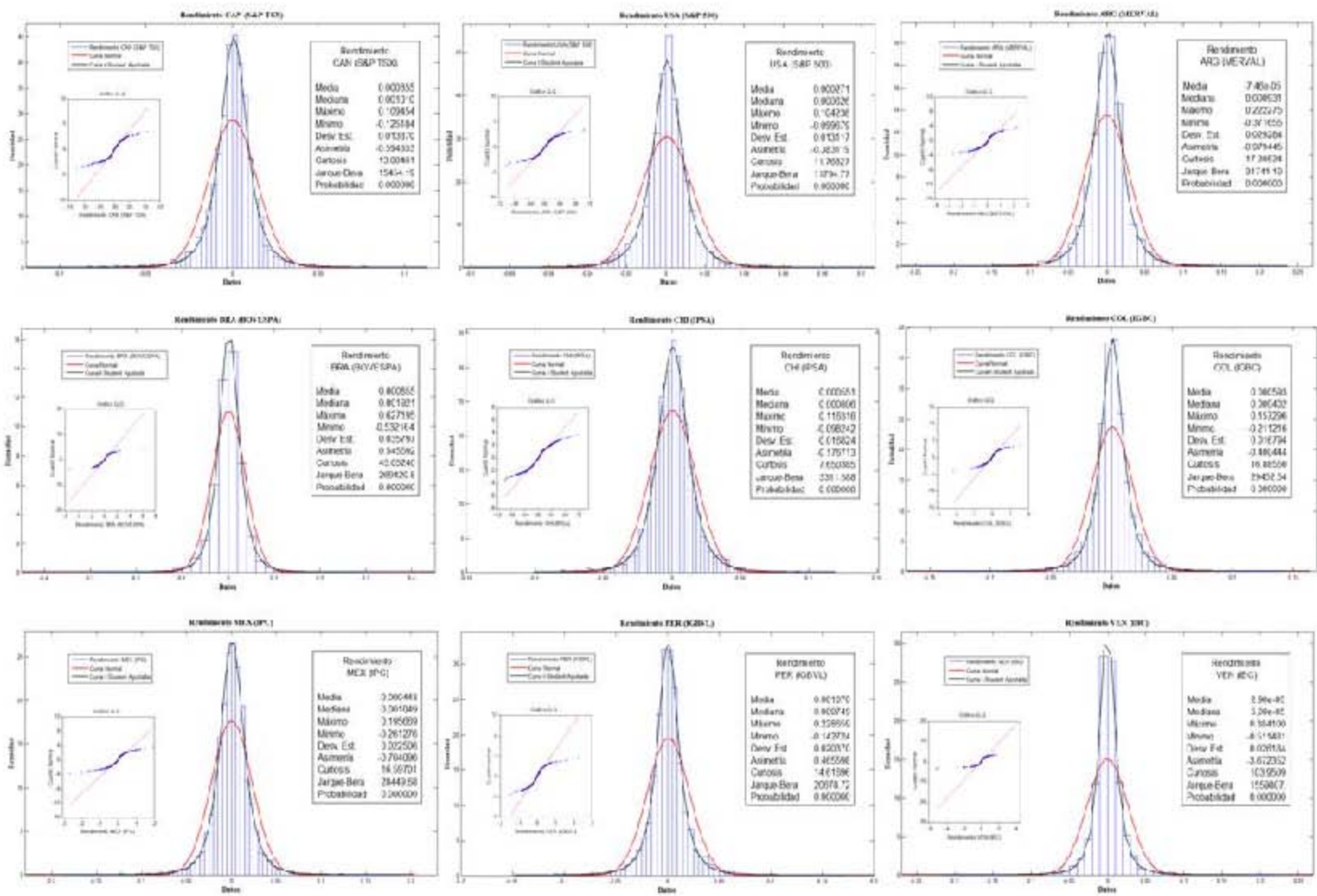
Respecto al rendimiento promedio, es importante decir que el rendimiento promedio presentado por estos mercados sólo es ligeramente mayor al 0.10% en el mercado peruano, y en los demás mercados se tiene un rendimiento promedio por debajo del 0.10%. El principal detonante de estos bajos niveles de rendimientos es el período de análisis de esta tesis, el cual esta precedido por diversas crisis financieras las cuales conllevaron a restructuración en los mercados de capitales que posteriormente generaron niveles de rendimiento bajos.

Comprobada la no linealidad de los rendimientos de los índices bursátiles de los mercados de capitales de América, se opta por mecanismos que optimicen de mejor manera situaciones disímiles a la distribución normal. Para ello, se requiere del uso de metodologías que ayuden a difuminar este tipo de contratiempos. En este caso, como se mencionó en capítulos anteriores, se hace uso de la teoría de cópulas para de este modo obtener estimaciones más robustas.

Las cópulas pueden, y en mayor parte son generadas dependiendo del comportamiento de las series que se analicen. En esta tesis se propone estudiar los rendimientos de los índices bursátiles de América vía diversas cópulas. Particularmente, para la estimación de los grados de dependencia se hace uso de las cópulas elípticas, es decir la cópula normal y la cópula t-student. Y referente a las pérdidas potenciales, ligado al uso también de estas cópulas elípticas se hace el uso también de diversas metodologías de estimación de Valor en Riesgo, para así obtener un mejor comparativo.

Cabe decir, que la inclusión de la estimación de la cópula normal es de orden comparativo respecto a la cópula t-student, ya que como se ha venido mencionando el tomar en cuenta el supuesto de linealidad es erróneo una vez demostrado que el comportamiento de los índices de los principales bursátiles de los mercados de capitales de América presentan un comportamiento disímil.

Gráfica 4.5: Histograma, Gráfico Q-Q y Estadísticos Descriptivos de los Rendimientos de los Índices Bursátiles de América (US Dólares)



4.2. Estimación de las Cópulas

La estimación de las cópulas elípticas propuestas se lleva a cabo mediante la metodología de máxima verosimilitud, así como también mediante la estimación de los coeficientes de correlación de rango. Cabe decir, que por el hecho de ser cópulas elípticas se puede lograr la estimación de sus respectivos parámetros mediante cualquiera de estos dos mecanismos de estimación.⁹

4.2.1. Estimación de los parámetros de las Cópulas

Se obtienen los parámetros de las cópulas haciendo dos supuestos iniciales respecto a la estructura de las distribuciones marginales que conllevarán después a la estimación de los parámetros. Se hace un supuesto específico por cada cópula planteada, es decir, uno para el caso de la cópula gaussiana y otro para el de la cópula t-student.¹⁰

La estimación de los parámetros de la cópula gaussiana es bajo el supuesto de marginales normales, en donde los parámetros de la marginal normal son los de una normal con media μ y desviación estándar σ ; siendo diferentes las medias μ 's y desviaciones estándar σ 's dependiendo cada uno de los diferentes mercados de capitales a analizar.¹¹

Referente a la estimación de los parámetros de la cópula t-student, estos son estimados bajo el supuesto de marginales t-student, en donde los parámetros de la marginal t-student, es decir su media μ , desviación estándar σ , y grados de libertad ν , son estimados mediante máxima verosimilitud; siendo diferentes las medias μ 's, desviaciones estándar σ 's y grados de libertad ν 's dependiendo de cada uno de los índices bursátiles de los mercados de capitales

⁹La especificación de estas metodologías de estimación de las cópulas elípticas se puede ver en el Capítulo II. Asimismo, cabe mencionar, que no sólo existen estos dos mecanismos de estimación de los parámetros de las Cópulas, en el Capítulo II se nombran algunos de ellos; para mejor referencia véase, Nelsen (2006), Cherubini et al. (2002) y Rank (2007).

¹⁰Diversos estudios proponen en la estimación de las cópulas diferentes marginales, particularmente optan por modificar los parámetros a usar en las distribuciones marginales y posteriormente hacen comparativos entre las cópulas estimadas. Véase, Cherubini et al. (2002).

¹¹La estimación de estos parámetros es realizada mediante la estimación de la media y desviación estándar, aunque cabe decir esta puede ser estimada mediante máxima verosimilitud.

de América.¹²

Es importante recalcar, que la estimación de los parámetros de la distribución t-student nos conlleva a un mejor ajuste respecto al histograma de los rendimientos. Prueba de ello es la Gráfica 4.5 la cual nos muestra el histograma de cada uno de los índices bursátiles sobreponiendo la curva normal y la curva t-student ajustada a los parámetros obtenidos mediante máxima verosimilitud. Ante tales hechos, se opta a que los parámetros a utilizar en las marginales t-student, sean los estimados vía máxima verosimilitud y no otros.

El Cuadro 4.1 muestra los parámetros estimados tanto de la cópula gaussiana como de la cópula t-student.

Cuadro 4.1: Parámetros de las Cópulas de los Mercados de Capitales de América

	CAN		USA		ARG		BRA		CHI		COL		MEX		PER	
	(S&P TSX)		(S&P 500)		(MERVAL)		(BOVESPA)		(IPSA)		(IGBC)		(IPC)		(IGBVL)	
	Cópula Normal	Cópula t-Student	Cópula Normal	Cópula t-Student	Cópula Normal	Cópula t-Student	Cópula Normal	Cópula t-Student	Cópula Normal	Cópula t-Student	Cópula Normal	Cópula t-Student	Cópula Normal	Cópula t-Student	Cópula Normal	Cópula t-Student
USA (S&P 500)	0.6420	0.6426														
ARG (MERVAL)	0.3742	0.3746	0.3619	0.3639												
BRA (BOVESPA)	0.4226	0.4166	0.4585	0.4502	0.4442	0.4403										
CHI (IPSA)	0.3715	0.3717	0.3434	0.3437	0.3618	0.3612	0.3679	0.3593								
COL (IGBC)	0.2140	0.2136	0.1492	0.1495	0.1262	0.1270	0.1921	0.1864	0.1753	0.1763						
MEX (IPC)	0.4532	0.4522	0.5214	0.5202	0.4235	0.4263	0.4926	0.4875	0.3893	0.3915	0.1840	0.1838				
PER (IGBVL)	0.3488	0.3539	0.2605	0.2678	0.3109	0.3146	0.3239	0.3200	0.3594	0.3627	0.2192	0.2206	0.3251	0.3258		
VEN (IBC)	0.0739	0.0759	0.0807	0.0804	0.0956	0.0985	0.0962	0.0980	0.0826	0.0840	0.0343	0.0333	0.1277	0.1278	0.0579	0.0619

Fuente: Elaboración propia.

A partir de la estimación de los parámetros de las cópulas se simula el comportamiento de cada una de estas cópulas, lo cual sirve para dar una idea visual de los comportamientos de los parámetros de las cópulas, en otras palabras, cómo se dispersan los datos de cada cópula estimada. La simulación de las respectivas cópulas consecuentemente da pauta a la interpretación del resultado estimado de cada cópula.

¹²La estimación de estos parámetros es realizada mediante máxima verosimilitud, la cual es llevada a cabo vía el software Matlab, para una mejor referencia véase el Apéndice E y F.

La Gráfica 4.6 muestra la simulación de 100,000 datos a partir de las cópulas propuestas, es decir, se observan tanto las simulaciones de la cópula gaussiana como las simulaciones de la cópula t-student, cada una con sus respectivas marginales establecidas. Dicha Gráfica 4.6 semeja una matriz, en ella podemos ver que en la diagonal inferior se tiene a las cópulas gaussianas con marginales normales (μ, σ) y en la diagonal superior están las cópulas t-student con marginales t-student (μ, σ, ν) .

En síntesis, la interpretación de la simulación de las cópulas no sólo recae en el hecho de que entre más dispersados estén los datos, menor grado de dependencia se tiene entre ellos. Sino que hablando estadísticamente, y en lo que respecta a grados de dependencia altos, se tiene que visualizar que los datos tengan un comportamiento inclinado lineal, en otras palabras, cuando se tienen altos niveles de dependencia los datos deben estar alrededor de una línea recta inclinada la cual es creciente en ambos ejes.¹³

De esta manera, se puede concluir mediante la Gráfica 4.6 que los mercados con mayor dependencia entre ellos son los mercados de capitales de Norte América. Al contrario, los mercados latinoamericanos presentan diversos grados de dependencia, resaltando el hecho de que estos niveles de dependencia son en todos los casos de dependencia positiva. También, se acentúa el hecho de que el mercado de capitales venezolano es el que menor dependencia presenta versus los demás mercados. Cabe decir, que estos resultados deben ser confirmados a través del análisis de dependencia vía los coeficientes de correlación estimados.¹⁴

4.2.2. Estimación y Análisis de Dependencia vía Cópulas

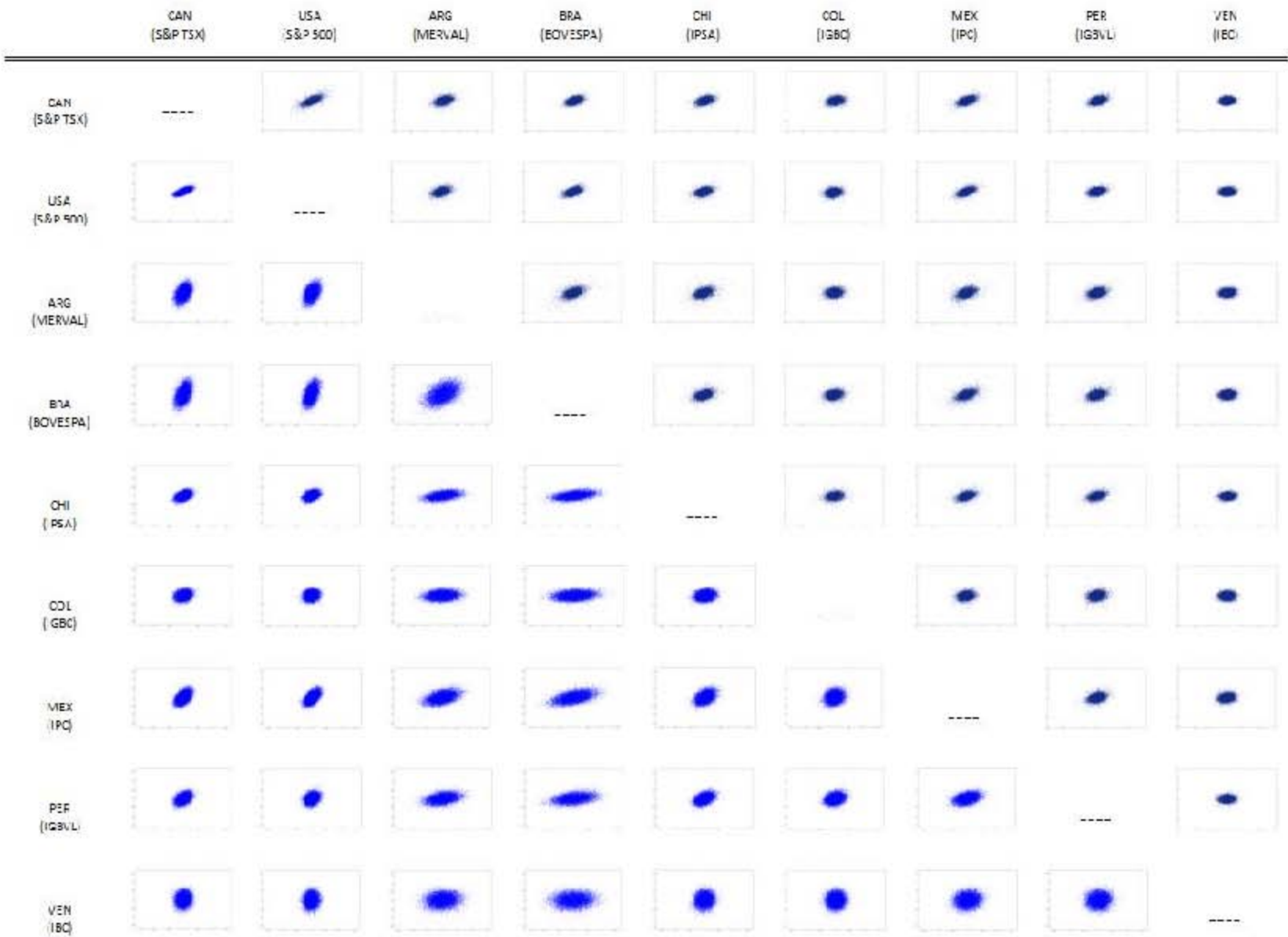
Particularmente el análisis de la dependencia es llevado a cabo mediante los estadísticos comúnmente utilizados para ello. Estos estadísticos son: la matriz de varianza-covarianza, el coeficiente de correlación lineal de Pearson, y los coeficientes de correlación de rango, la tau de Kendall y el rho de Sperman.¹⁵

¹³Para una mejor comprensión de lo estipulado en este párrafo, véase el Apéndice G, en este Apéndice G se muestran gráficamente diversos estados de dependencia.

¹⁴Una visualización a mayor escala de la simulación de las cópulas se muestra en el Apéndice H.

¹⁵El cuadro correspondiente a la estimación de estos estadísticos se puede observar en el Apéndice I. Cabe especificar que este Apéndice I contiene estos estadísticos de grado de dependencia aun sin tomar en cuenta la teoría de cópulas, en otras palabras, los estadísticos allí presentados son los obtenidos por las metodologías

Gráfica 4.6: Simulación de las Cópulas de los Mercados de Capitales de América



Sin embargo, se puede observar que las características inherentes en el compartimiento de los índices bursátiles de América no conllevan a que las metodologías tradicionales sean aptas, razón por la cual se propone el uso de metodologías alternativas siendo en este caso la teoría de cópulas.

La principal medida de dependencia estimada mediante la cópula es su propio parámetro estimado. Aunque también se cuenta con las medidas de dependencia estimadas a través de la cópula, las cuales son la tau de Kendall y el rho de Sperman; recordando lo expuesto en el Capítulo II, estos parámetros de correlación de rango tienen su respectiva representación vía cópulas.

De esta manera, mediante la obtención del grado de dependencia (asociación) de los rendimientos de los índices bursátiles vía la estimación las cópulas respectivas, se reafirmará la importancia y magnitud de la relación existente entre estos mercados de capitales.

El Cuadro 4.2 da cuenta de las diversas medidas de dependencia vía las cópulas estimadas en relación a los rendimientos de los índices bursátiles de los mercados de capitales de América. En particular, las medidas de dependencia estimadas son: el parámetro de la cópula, la tau de Kendall, y el rho de Sperman.

En el Cuadro 4.2 destaca la dependencia positiva que se observa a través de los diferentes coeficientes de dependencia estimados. Se puede constatar que esta dependencia positiva varía en grado, pero en ninguno de los casos analizados la dependencia es nula o negativa. Aunque en algunos de los casos se tienen grados de dependencia bajos.¹⁶

Esta dependencia positiva confirma la conexión que día a día se ha ido ampliando entre los mercados de capitales, tal interacción se ha dado por diversas causas entre las que destaca el avance de las TIC's y más aun la eliminación de fronteras en lo que respecta a los mercados de capitales.

tradicionales expuestas brevemente en el Capítulo II.

¹⁶El comparativo entre los estadísticos de dependencia usualmente usados versus los coeficientes obtenidos mediante la teoría de cópulas se puede consultar en el Apéndice J.

Cuadro 4.2: Medidas de Dependencia vía Cópulas de los Mercados de Capitales de América

		CAN		USA		ARG		BRA		CHI		COL		MEX		PER	
		(S&P TSX)		(S&P 500)		(MERVAL)		(BOVESPA)		(IPSA)		(IGBC)		(IPC)		(IGBVL)	
		Cópula Normal	Cópula t-Student	Cópula Normal	Cópula t-Student	Cópula Normal	Cópula t-Student	Cópula Normal	Cópula t-Student	Cópula Normal	Cópula t-Student	Cópula Normal	Cópula t-Student	Cópula Normal	Cópula t-Student	Cópula Normal	Cópula t-Student
USA (S&P 500)	Parámetro	0.6420	0.6426														
	Kendall	0.4438	0.4443														
	Spearman	0.6241	0.6247														
ARG (MERVAL)	Parámetro	0.3742	0.3746	0.3619	0.3639												
	Kendall	0.2442	0.2444	0.2357	0.2371												
	Spearman	0.3595	0.3598	0.3475	0.3495												
BRA (BOVESPA)	Parámetro	0.4225	0.4156	0.4385	0.4302	0.4442	0.4403										
	Kendall	0.2777	0.2735	0.3093	0.2973	0.2930	0.2903										
	Spearman	0.4066	0.4007	0.4418	0.4336	0.4277	0.4240										
CHI (IPSA)	Parámetro	0.3715	0.3717	0.3434	0.3437	0.3518	0.3612	0.3679	0.3593								
	Kendall	0.2423	0.2425	0.2282	0.2284	0.2357	0.2353	0.2398	0.2340								
	Spearman	0.3569	0.3571	0.3296	0.3296	0.3474	0.3468	0.3533	0.3450								
COL (IGBC)	Parámetro	0.2140	0.2136	0.1492	0.1495	0.1262	0.1270	0.1921	0.1864	0.1753	0.1763						
	Kendall	0.1373	0.1371	0.0953	0.0955	0.0906	0.0811	0.1230	0.1194	0.1122	0.1129						
	Spearman	0.2048	0.2044	0.1426	0.1429	0.1206	0.1214	0.1837	0.1783	0.1676	0.1686						
MEX (IPC)	Parámetro	0.4532	0.4522	0.5214	0.5202	0.4235	0.4263	0.4926	0.4875	0.3893	0.3915	0.1840	0.1838				
	Kendall	0.2994	0.2997	0.3491	0.3483	0.2784	0.2804	0.3279	0.3242	0.2545	0.2561	0.1178	0.1177				
	Spearman	0.4365	0.4356	0.5097	0.5025	0.4375	0.4103	0.4752	0.4703	0.3741	0.3763	0.1760	0.1757				
PER (IGBVL)	Parámetro	0.3488	0.3539	0.2605	0.2678	0.3109	0.3146	0.3239	0.3200	0.3594	0.3627	0.2192	0.2206	0.3251	0.3258		
	Kendall	0.2268	0.2303	0.1677	0.1726	0.2312	0.2037	0.2100	0.2073	0.2341	0.2363	0.1407	0.1416	0.2108	0.2112		
	Spearman	0.3348	0.3397	0.2494	0.2565	0.2981	0.3017	0.3107	0.3069	0.3451	0.3483	0.2097	0.2111	0.3119	0.3125		
VEN (IBC)	Parámetro	0.0739	0.0759	0.0807	0.0804	0.0956	0.0985	0.0962	0.0980	0.0826	0.0840	0.0343	0.0333	0.1277	0.1278	0.0579	0.0619
	Kendall	0.0471	0.0483	0.0514	0.0512	0.0509	0.0628	0.0614	0.0625	0.0526	0.0535	0.0218	0.0212	0.0815	0.0836	0.0369	0.0394
	Spearman	0.0706	0.0725	0.0771	0.0768	0.0913	0.0941	0.0919	0.0936	0.0789	0.0802	0.0328	0.0318	0.1120	0.1121	0.0553	0.0591

Fuente: Elaboración propia.

Respecto a los grados de dependencia de los coeficientes analizados, se observa que los rendimientos con más alta correlación son el S&P 500 estadounidense versus el S&P TSX canadiense, y el S&P 500 de Estados Unidos versus el IPC mexicano; de este modo, se confirma la cuasi-integración que se tiene entre estos tres países del norte del continente americano. Esta integración en específico de mercados de capitales, está aún en vías de lograrse ya que se tiene entre estos mercados una segmentación moderada, hecho que se ve reflejado en los grados de

dependencia obtenidos; aunque estos fueron los más altos, aun falta lograr diversos objetivos para que se conforme un grado de integración significativo. Hay que tomar en cuenta que para esta triada de países del norte el coeficiente del parámetro de la cópula es parcialmente alto sobrepasando el .5, sin embargo, referente a los coeficientes de correlación de rango que ayudan a captar la no linealidad de las series de los rendimientos en cuestión se tiene por el lado del coeficiente de Spearman grados de dependencia por arriba del .5, confirmando el resultado de dependencia obtenido vía el parámetro de la cópula; más sin embargo, el coeficiente de correlación de rango de Kendall muestra grados de dependencia por debajo del .5 lo cual comprueba el nivel medio de integración que se tiene entre estos mercados.

Por su parte los demás mercados de capitales presentan coeficientes de dependencia con bajos niveles de asociación. Todos por debajo del .5, situándose la mayor parte de ellos entre el .3 y el .4; resaltando entre este rango la dependencia que presentan los mercados de capitales de México y Brasil respecto no sólo hacia los países de América del Norte, sino también entre sí y hacia el mercado de capitales argentino.

El mercado de capitales que menor grado de dependencia presentó y no sólo respecto a otro mercado en específico, sino versus los demás mercados es el mercado venezolano. Este mercado en su interacción con 7 de los 8 mercados con los que se comparó, exhibe coeficientes de dependencia por debajo del .1; de esta forma, el único caso con el cual superó la barrera del .1 es el presentado con el mercado de capitales mexicano; aunque hay que decir este coeficiente es aun muy bajo estando tan solo un poco por arriba del .1, y aun más esto solo se da en lo que respecta a la estimación de los parámetros de las cópulas y los coeficientes de Spearman.

En general se comprueba la dependencia entre los mercados de capitales de Norte América, aunque es de destacar que esta dependencia aun es una dependencia razonable. Asimismo, también se comprueba la cambiante dependencia (dependencia moderada) entre los mercados latinoamericanos de capitales y la limitada relación que se tiene respecto a los mercados norteamericanos.

Referente a la vinculación económica de los grados de dependencia se tiene que, los grados de dependencia altos conllevan a que se tenga un comportamiento análogo de los movimientos de capital y que a su vez la afectación hacia las variables reales de una economía sea parecida. Es

decir, mientras más dependencia exista entre los mercados de capital, las variables económicas tenderán a moverse en mayor afinidad acentuando la integración económica y viceversa, es decir, cuando las variables económicas tienen comportamientos similares estas conllevan a comportamientos afines en los mercados de capital.¹⁷ Asimismo, el riesgo sistemático de los mercados en términos de las variables reales y también el impacto de variables financieras tendería a ser similar (López-Herrera 2006, Bucio 2009 y Sosa 2012). Se puede observar por tanto a través de los grados de dependencia entre los mercados que las condiciones actuales de las economías por ende presentan diversas diferencias.

En el sentido de dependencia baja, esta conlleva a que se tenga un comportamiento análogo de los movimientos de capital y asimismo que a su vez la afectación hacia las variables reales de una economía sea parecida. De esta manera, la menor afinidad dada por el bajo nivel de dependencia disminuye la integración económica. Además, es importante reconocer que los niveles bajos de dependencia favorecen la diversificación internacional, particularmente con esta diversificación internacional se ven beneficiados los inversionistas internacionales ya que pueden elegir entre un umbral más grande de opciones de inversión. Con grados de dependencia medios - bajos la diversificación es importante para los inversionistas de portafolios internacionales dado que esta diferencia conlleva a que la integración o segmentación entre los diversos mercados presente importantes diferencias en riesgo y rendimiento que jueguen un papel importante en las decisiones del inversionista.

En este sentido, si dos mercados de diferentes países tienen altos grados de dependencia sus activos ahí negociados deben valorarse de manera uniforme; es decir, se debe observar mayor homogeneidad en las bases con las cuales se valoran los activos. Por el contrario entre más bajos sean los grados de dependencia sus activos negociados en ellos tenderán a ser negociados de forma disímil. En este último contexto, es decir con grados de dependencia bajos, se tiene dada una virtual diversificación más holgada y la posibilidad de obtener más ganancias, a niveles de riesgo menores.

La evidencia empírica nos señala que los mercados de capitales se ven afectados a través de los co-movimientos entre estos mercados, los cuales a su vez afectan a la economía real, es decir, movimientos disímiles entre mercados pueden verse disminuidos o incrementados unos a otros

¹⁷Cabe decir, en esta tesis nos interesa solamente la implicación de los mercados de capital hacia las variables económicas.

por estas disímilitudes. En otras palabras, los rendimientos, volatilidad y co-movimientos entre mercados de capitales afectan de manera directa a la economía en general, puede decirse que cualquier incremento o decremento en la cotización de las acciones genera un efecto ya sea positivo o negativo en diversas variables económicas, efecto que puede generarse viceversa; sin embargo, por lo que atañe en esta tesis la importancia radica en el sentido en el cual los mercados de capitales pueden modificar la economía. Son diversas las variables económicas que pueden ser afectadas de alguna manera por algún cambio en los mercados de capital, mencionando algunas variables macroeconómicas tenemos: el Producto Interno Bruto, la Producción Industrial, el Índice de Precios al Consumidor, la Oferta Monetaria, la Inflación, el Tipo de Cambio, las Reservas Internacionales, el Precio de Commodities como el Petróleo, etc. En síntesis, podemos afirmar existen un sinnúmero de variables económicas que tienen incidencia en el comportamiento de los mercados de capitales.

De este modo se puede afirmar que es de gran importancia para la economía en general, lo que ocurre en los mercados de capitales. Existe una incidencia, quizá no directa ni instantánea, dado que no necesariamente implica un impacto directo y además de que estos pueden generarse en distintos momentos del tiempo. También se podría decir, dado lo anteriormente señalado referente a que hay una interacción entre los mercados de capitales y las variables económicas, que existen disímilitudes en el manejo de las variables macroeconómicas por parte de los diversos países, pudiendo decir que cada país reacciona o modifica ya sea en período o magnitud el devenir de sus variables económicas; esto es una de las principales causas de las asimetrías existentes entre estos mercados de capital de América.

Estos resultados son importantes en lo referente a lo propuesto en esta tesis porque deben verse reflejados dentro de las metodologías de Valor en Riesgo planteadas; es decir, se espera los resultados obtenidos hasta ahora concuerden con los resultados a estimar mediante las metodologías de valor en Riesgo establecidas en el Capítulo III.

4.3. Estimación del Valor en Riesgo y del Valor en Riesgo vía Cópulas

La estimación del Valor en Riesgo es realizada para portafolios compuestos por dos activos, siendo los activos los diferentes índices bursátiles de los mercados de capitales de América.¹⁸ Se utiliza la serie temporal diaria que comprende el período de análisis 1992-2009 de los rendimientos de cada índice bursátil. Dicha estimación del Valor en Riesgo es llevada a cabo mediante las metodologías mencionadas en el Capítulo III, las cuales son: VaR Delta-Normal, VaR-GARCH, VaR Simulación Histórica, VaR Simulación Monte Carlo y VaR-Cópula.

Antes que nada, en la estimación del valor en riesgo se deben estipular los supuestos mediante los cuales se cimientan las estimaciones, los cuales son: un horizonte temporal, una probabilidad de ocurrencia (nivel de significancia) y la cantidad a invertir.

Entonces, estos supuestos se definen de la siguiente manera:

1. El horizonte temporal es diario.

2. La probabilidad de ocurrencia es diversa: Niveles de significancia al

$$\left\{ \begin{array}{l} 99.99 \% \\ 99 \% \\ 97.5 \% \\ 95 \% \\ 90 \% \end{array} \right.$$

3. El monto de dinero a invertir es de 100 mil dólares.

En lo que respecta al monto de inversión por tratarse de un portafolio compuesto por un par de activos es necesario asignar un monto por cada uno de los activos, es decir, es necesario otorgar un porcentaje (cantidad) a invertir de cada índice bursátil representativo del continente Americano. Ante tal situación, en esta tesis se opta por una diversificación simple, la cual consiste en otorgar el mismo porcentaje a cada activo. De este modo cada portafolio por

¹⁸La restricción de solo dos activos se debe a que en esta tesis se realizó el análisis de teoría de cópulas en un sentido bivariado, por consecuente el análisis de Valor en Riesgo mediante sus diversas vertientes también es llevado a cabo sólo utilizando portafolios compuestos por dos activos.

estar compuesto por dos activos, asigna a cada índice 50 mil dólares; así al tomar montos de inversión idénticos, la estimación de Valor en Riesgo sirve como un comparativo mas de las características de los mercados de capitales de América.¹⁹

La inversión se hace en dólares debido a que anteriormente hemos transformado las series de los rendimientos de los índices bursátiles en una sola moneda.

El Cuadro 4.3 muestra los resultados de las diversas metodologías de Valor en Riesgo propuestas para cada uno de los portafolios compuestos entre los mercados de capitales de América. Las pérdidas potenciales son reportadas en términos porcentuales para una mejor identificación.

A través del Cuadro 4.3 se comprueba la eficiencia de metodologías alternas que conlleven a una mejor captura de los comportamientos erráticos de las series financieras. En otras palabras, en contraparte a los modelos de estimación de Valor en Riesgo tradicionales los modelos que presenten mayores ajustes de los datos financieros, son más realistas conformando un umbral de riesgo más amplio. De esta manera es notoria la mayor pérdida potencial presenta por parte de las metodologías fundamentadas en la teoría de cópulas.

Las estimaciones de Valor en Riesgo Delta-Normal, GARCH y Simulación Histórica, son las que indican estimaciones más conservadoras. Las estimaciones vía la metodología de Monte Carlo son las de umbral de pérdida más alto, destacando la estimada mediante la cópula t-student, la cual representa las mayores pérdidas. Es justificable el resultado similar entre los modelos Monte Carlo y Monte Carlo Cópula-Normal, esto debido a que ambos modelos asumen el supuesto de normalidad, aunque de diferente manera.

En síntesis, tomando como referencia todos los mecanismos de estimación del VaR, se puede concluir lo siguiente:

¹⁹Cabe decir, que esta diversificación no es la óptima, sin embargo es la que se utiliza en esta tesis por ser la que asigna montos idénticos de inversión, lo cual sirve de comparativo entre todos los portafolios construidos. El mecanismo de determinar una diversificación óptima es mediante la teoría moderna de portafolio de Markowitz (1952, 1959), véase el Capítulo III o en su caso si es que no se tiene linealidad en los activos analizados, se opta por optimizar vía Markowitz y alguna de sus vertientes.

Cuadro 4.3: Medidas de Valor en Riesgo de los Mercados de Capitales de América

País	CAN (M\$ US)					USA (M\$ US)					ARG (M\$ US)					BRA (M\$ US)					CHL (M\$ US)					COL (M\$ US)					MEX (M\$ US)					PER (M\$ US)					VEN (M\$ US)				
	1M	3M	6M	1Y	2Y	1M	3M	6M	1Y	2Y	1M	3M	6M	1Y	2Y	1M	3M	6M	1Y	2Y	1M	3M	6M	1Y	2Y	1M	3M	6M	1Y	2Y	1M	3M	6M	1Y	2Y	1M	3M	6M	1Y	2Y					
Brasil	352	373	404	455	522	263	287	314	357	413	115	128	141	158	182	20	22	24	27	31	15	17	19	22	26	12	14	16	19	23	10	12	14	17	21	10	12	14	17	21	10	12	14	17	21
Canada	35	37	39	42	45	25	27	29	31	33	10	11	12	13	14	5	6	7	8	9	4	5	6	7	8	3	4	5	6	7	3	4	5	6	7	3	4	5	6	7	3	4	5	6	7
Chile	33	35	37	40	43	24	26	28	30	32	9	10	11	12	13	4	5	6	7	8	3	4	5	6	7	2	3	4	5	6	2	3	4	5	6	2	3	4	5	6	2	3	4	5	6
Colombia	128	136	144	155	167	92	98	104	112	120	38	41	44	47	50	15	16	17	18	19	12	13	14	15	16	10	11	12	13	14	8	9	10	11	12	7	8	9	10	11	6	7	8	9	10
Costa Rica	154	161	168	178	187	106	112	118	124	130	42	44	46	48	50	17	18	19	20	21	14	15	16	17	18	11	12	13	14	15	9	10	11	12	13	7	8	9	10	11	6	7	8	9	10
Argentina	55	57	59	62	65	39	41	43	45	47	15	16	17	18	19	6	7	8	9	10	4	5	6	7	8	3	4	5	6	7	2	3	4	5	6	2	3	4	5	6	2	3	4	5	6
EEUU	427	445	462	481	500	300	318	336	354	372	120	128	136	144	152	48	51	54	57	60	36	39	42	45	48	28	31	34	37	40	22	25	28	31	34	18	21	24	27	30	15	18	21	24	27
México	359	369	380	391	402	253	263	273	283	293	101	106	111	116	121	40	42	44	46	48	32	34	36	38	40	25	27	29	31	33	20	22	24	26	28	16	18	20	22	24	13	15	17	19	21
Venezuela	17	18	19	20	21	12	13	14	15	16	5	6	7	8	9	2	3	4	5	6	1	2	3	4	5	1	2	3	4	5	1	2	3	4	5	1	2	3	4	5	1	2	3	4	5
Perú	234	239	245	251	256	156	161	166	171	176	62	64	66	68	70	25	26	27	28	29	20	21	22	23	24	15	16	17	18	19	12	13	14	15	16	10	11	12	13	14	8	9	10	11	12
India	676	678	680	682	684	447	448	449	450	451	178	179	180	181	182	71	72	73	74	75	56	57	58	59	60	43	44	45	46	47	33	34	35	36	37	25	26	27	28	29	19	20	21	22	23
China	485	497	509	521	533	323	335	347	359	371	129	134	139	144	149	51	53	55	57	59	40	42	44	46	48	30	32	34	36	38	23	25	27	29	31	18	20	22	24	26					
Corea del Sur	428	437	445	454	462	285	293	301	309	317	114	118	122	126	130	45	47	49	51	53	35	37	39	41	43	27	29	31	33	35	21	23	25	27	29	16	18	20	22	24					
India	428	437	445	454	462	285	293	301	309	317	114	118	122	126	130	45	47	49	51	53	35	37	39	41	43	27	29	31	33	35	21	23	25	27	29	16	18	20	22	24					
EEUU	251	257	263	269	275	167	172	177	182	187	67	70	73	76	79	27	28	29	30	31	21	22	23	24	25	16	17	18	19	20	12	13	14	15	16	9	10	11	12	13					
China	210	210	210	210	210	140	140	140	140	140	56	56	56	56	56	22	22	22	22	22	17	17	17	17	17	13	13	13	13	13	10	10	10	10	10										
México	227	227	227	227	227	151	151	151	151	151	60	60	60	60	60	24	24	24	24	24	18	18	18	18	18	14	14	14	14	14	11	11	11	11	11										
Venezuela	129	129	129	129	129	86	86	86	86	86	34	34	34	34	34	14	14	14	14	14	10	10	10	10	10	8	8	8	8	8	6	6	6	6	6										
India	44	44	44	44	44	29	29	29	29	29	11	11	11	11	11	4	4	4	4	4	3	3	3	3	3	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2										
China	234	237	240	243	246	156	159	162	165	168	62	64	66	68	70	25	26	27	28	29	20	21	22	23	24	15	16	17	18	19	12	13	14	15	16										
EEUU	230	235	239	243	247	153	157	161	165	169	60	62	64	66	68	24	25	26	27	28	19	20	21	22	23	14	15	16	17	18	11	12	13	14	15										
India	172	173	174	175	176	113	114	115	116	117	45	46	47	48	49	18	19	20	21	22	14	15	16	17	18	11	12	13	14	15	8	9	10	11	12										
China	140	142	144	146	148	94	96	98	100	102	38	39	40	41	42	15	16	17	18	19	12	13	14	15	16	9	10	11	12	13	7	8	9	10	11										
India	538	538	538	538	538	358	358	358	358	358	143	143	143	143	143	57	57	57	57	57	44	44	44	44	44	33	33	33	33	33	25	25	25	25	25										
EEUU	359	357	355	353	351	240	238	236	234	232	96	95	94	93	92	38	38	38	38	38	29	29	29	29	29	22	22	22	22	22	17	17	17	17	17										
China	373	374	375	376	377	250	251	252	253	254	100	101	102	103	104	40	40	40	40	40	31	31	31	31	31	24	24	24	24	24	18	18	18	18	18										
India	353	353	353	353	353	235	235	235	235	235	94	94	94	94	94	37	37	37	37	37	28	28	28	28	28	21	21	21	21	21	16	16	16	16	16										
EEUU	157	157	157	157	157	103	103	103	103	103	41	41	41	41	41	16	16	16	16	16	12	12	12	12	12	9	9	9	9	9	7	7	7	7	7										
India	668	671	674	677	680	445	448	451	454	457	178	181	184	187	190	71	73	75	77	79	56	58	60	62	64	43	45	47	49	51	33	35	37	39	41										
EEUU	349	349	349	349	349	232	232	232	232	232	93	93	93	93	93	37	37	37	37	37	28	28	28	28	28	21	21	21	21	21	16	16	16	16	16										
China	27	27	27	27	27	18	18	18	18	18	7	7	7	7	7	3	3	3	3	3	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2										
India	359	359	359	359	359	240	240	240	240	240	96	96	96	96	96	38	38	38	38	38	29	29	29	29	29	22	22	22	22	22	17	17	17	17	17										
EEUU	277	277	277	277	277	187	187	187	187	187	75	75	75	75	75	30	30	30	30	30	23	23	23	23	23	17	17	17	17	17	13	13	13	13	13										
China	19	19	19	19	19	13	13	13	13	13	5	5	5	5	5	2	2	2	2	2	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1										
India	359	359	359	359	359	240	240	240	240	240	96	96	96	96	96	38	38	38	38	38	29	29	29	29	29	22	22	22	22	22	17	17	17	17	17										
EEUU	277	277	277	277	277	187	187	187	187	187	75	75	75	75	75	30	30	30	30	30	23	23	23	23	23	17	17	17	17	17	13	13	13	13	13										
China	240	240	240	240	240	160	160	160	160	160	64	64	64	64	64	26	26	26	26	26	20	20	20	20	20	15	15	15	15	15	11	11	11	11	11										
India	359	359	359	359	359	240	240	240	240	240	96	96	96	96	96	38	38	38	38	38	29	29	29	29	29	22	22	22	22	22	17	17	17	17	17										

Las relaciones de los mercados de capital de América no necesariamente se ven reflejadas en la estimación de pérdidas potenciales. Es posible encontrar grados de dependencia medianamente altos, como el obtenido entre los mercados de Argentina y Brasil, pero que a su vez estos no reflejen menores pérdidas potenciales. Esto podría atribuirse a las características y dinámica de los co-movimientos entre los mercados. En otras palabras, en tal situación se tienen grados de dependencia moderados pero resalta la presencia de co-movimientos más de carácter negativo que positivo entre estos mercados.

Por lo tanto, es viable sugerir que el grado de dependencia influye en la estimación de pérdidas potenciales, pero en un sentido estricto; ya que es posible encontrar casos excepcionales como en el caso de Argentina y Brasil. De esta manera, no se puede afirmar contundentemente que a mayor grado de dependencia entre mercados, menores serán las pérdidas potenciales; ni viceversa, es decir, que a menor grado de dependencia entre mercados, mayores serán las pérdidas potenciales.

Referente a las menores y mayores pérdidas potenciales estimadas, se puede decir que el portafolio conformado por los mercados desarrollados de Norte América es el que presenta menores pérdidas potenciales, confirmando lo estimado previamente mediante los coeficientes de dependencia. En otras palabras, la dependencia razonable entre estos mercados da como consecuencia que entre ellos se tengan umbrales más pequeños de riesgo. Respecto al portafolio que estimó mayores pérdidas se tiene que no fue sólo uno sino que fueron todos los portafolios compuestos por el mercado brasileño versus los demás mercados, es decir, el mercado brasileño dadas sus características es el que conformó mayores pérdidas.

El impacto de las pérdidas potenciales hacia la economía también es de gran relevancia. Dada una buena estimación y análisis de estas pérdidas, se pueden sugerir recomendaciones y estrategias a los inversionistas en cuanto a la diversificación de sus portafolios, siendo los inversionistas ya sean personas físicas, gobiernos o grandes instituciones, entre otros. Estas pérdidas potenciales pueden ser de mayor o menor magnitud conllevando a que se tengan menores o mayores grados de aversión al riesgo. En este sentido su afectación hacia la economía es de importancia. De este modo, con pérdidas potenciales de mayor magnitud se tienen menores ingresos, lo cual genera un impacto hacia la economía primordialmente del inversionista y consecuentemente a la economía en general. A su vez, con pérdidas potenciales de menor magnitud se siguen teniendo menores ingresos pero estos disminuyen en cantidad.

De esta manera, es de gran relevancia la estimación y análisis de las pérdidas potenciales, ya que dependiendo el nivel de pérdida se podrán proponer estrategias de inversión que promuevan el desarrollo del inversionista y así esto le sirva como mecanismo de financiamiento e inversión real.

Conclusiones

El primer objetivo de esta tesis fue verificar los grados de dependencia entre un conjunto representativo de mercados de capitales de América. En concreto, analizar la dependencia existente entre algunos países latinoamericanos y su relación con los mercados de capitales de Norteamérica. El segundo objetivo fue identificar y analizar las pérdidas potenciales de estos mercados de capitales del continente Americano.

Para ello, como punto de partida se tomó en cuenta recientes desarrollos de la economía financiera, particularmente la Teoría de Cópulas. Es decir, se analizó la dependencia entre los mercados del hemisferio occidental vía cópulas y asimismo se evidenciaron las pérdidas potenciales mediante la metodología de Valor en Riesgo con diversas vertientes, resaltando la vinculada con el uso de cópulas. Cabe decir, que el aporte de esta tesis se da tanto en el mecanismo utilizado para identificar el grado de dependencia entre los mercados de capitales así como en el uso de metodologías de frontera en la estimación de pérdidas potenciales.

Esencialmente, estos análisis fueron realizados tanto a los mercados de capitales de Argentina, Brasil, Chile, Colombia, México, Perú y Venezuela, y a los mercados de capitales de Canadá y Estados Unidos; los primeros constituyen al conjunto latinoamericano, así como a la parte de los mercados de capitales emergentes de América, en tanto que los segundos junto con México conforman el bloque de Norteamérica y en el caso de Canadá y Estados Unidos estos representan a los mercados de capitales desarrollados de América. El estudio de los mercados de capitales se realizó tomando como bench mark el principal índice bursátil de cada mercado, esto es, Merval de Argentina, BOVESPA de Brasil, IPSA de Chile, IGBC de Colombia, IPC de México, IGBVL de Perú, IBC de Venezuela, S&P TSX de Canadá y S&P 500 de Estados Unidos. El período analizado comprendió series de tiempo diarias siendo 3,655 observaciones,

las cuales abarcan 18 años, de 1992 a 2009; estas series fueron previamente homogeneizadas para contar con una muestra de igual tamaño, considerando que en los mercados de capitales bajo análisis se tienen diversos calendarios bursátiles.

Particularmente, se llevó a cabo el objetivo inicial que consistió en verificar los grados de dependencia entre un conjunto representativo de mercados de capitales de América. En sí, en la presente investigación se comprobó que existe un cambiante y limitado grado de dependencia entre los mercados de capitales de Latinoamérica y asimismo se confirmó la presencia de un buen grado de dependencia en lo que respecta a los mercados de Norteamérica.

En otras palabras, mediante la evidencia empírica se concluyó que los grados de dependencia entre los mercados de capitales latinoamericanos es moderada, aunque es notable el caso del mercado venezolano, el cual presenta bajísimos niveles de dependencia. En cuanto a los mercados de Norteamérica se tiene una razonable relación, es decir, se tienen grados de dependencia medio-alto, lo cual refleja la buena relación entre estos mercados. Es posible por tanto concluir que la integración financiera vista a través de los grados de dependencia, de la selección de países que conforman el continente americano es disímil, aunque es de resaltar el nivel de dependencia existente entre los mercados de Norteamérica.

En general, los grados de dependencia estimados reafirmaron la estrecha relación que tienen los mercados de capitales de Latinoamérica con los mercados de capitales de Norteamérica. Cabe reiterar, que en términos de análisis regional los mercados de capitales de Norteamérica incluyeron no sólo a los mercados de capitales de Canadá y Estados Unidos sino también a México por su posición geográfica y esencialmente por las altas relaciones económicas con Estados Unidos. Los análisis realizados confirman un alto grado de dependencia entre los mercados del área del TLCAN, dependencia mayor de la que se manifiesta entre el resto de los mercados de capitales de América Latina y los mercados accionarios de Canadá y Estados Unidos.

De esta manera, los grados de dependencia razonables entre los mercados de Norte América conllevan a que se tengan comportamientos similares en sus movimientos de capital. En este respecto su afectación hacia las variables reales de sus economías tienen implicaciones parecidas. En otras palabras, las variables económicas tienden a moverse con mayor afinidad acentuando la integración económica. Y respecto al moderado grado de dependencia entre los

mercados de capital latinoamericanos se puede decir que sus variables económicas por ende tienden a moverse con menor afinidad reflejando escasa la integración financiera.

Respecto al segundo objetivo, la estimación de pérdidas potenciales fue llevada a cabo mediante las siguientes técnicas de Valor en Riesgo: VaR Delta-Normal, VaR GARCH, VaR Simulación Histórica, VaR Simulación Monte Carlo, y VaR Cópula, basado en cópulas de la familia de cópulas elípticas. Cabe resaltar que las estimaciones obtenidas mediante la metodología de VaR Cópula resultaron ser más restrictivas, ponderando mayores pérdidas.

Se evidenció que las oportunidades de diversificación en América han disminuido con el tiempo; aunque, no del todo. Se identificó que las relaciones de los mercados de capital de América se ven reflejadas en la estimación de pérdidas potenciales pero en un sentido estricto. Es decir, es posible encontrar grados de dependencia medianamente altos, como el obtenido entre los mercados de Argentina y Brasil, pero sin que este hecho no refleje menores pérdidas potenciales. En gran medida esto podría atribuirse a la dinámica y estructura de los co-movimientos. En tal situación se tiene un grado de dependencia medio pero resaltando la presencia de co-movimientos más de carácter negativo que positivo entre los dos mercados anteriormente señalados.

De este modo, es posible sugerir que el grado de dependencia influye en la estimación de pérdidas potenciales, tomando en cuenta el comportamiento del resto de los mercados de capitales latinoamericanos. Sin embargo, es posible encontrar casos excepcionales como en el caso de Argentina y Brasil. Esto es, no se puede afirmar contundentemente que a mayor grado de dependencia entre mercados, menores serán las pérdidas potenciales estimadas; ni viceversa, que a menores grados de dependencia entre mercados, mayores serán las pérdidas potenciales.

Las pérdidas potenciales de mayor magnitud como las presentadas por los mercados de capital latinoamericanos conllevan a menores ingresos, lo cual genera un impacto hacia la economía de estos países y consecuentemente hacia los inversionistas. Por su parte los mercados de capital de Norte América presentan pérdidas de menor magnitud las cuales también conllevan a menores ingresos, pero estos son menos considerables de esta manera el impacto hacia las economías de estos países e inversionistas es menor que la presentada por los mercados latinoamericanos.

En síntesis, se puede concluir que dado que el grado de dependencia es moderado pero similar dentro de los mercados de capitales latinoamericanos, existen incentivos para la diversificación internacional entre estos mercados a fin de obtener ganancias con riesgos menores a los que se obtendrían con sólo la inversión local. Es decir, se puede afirmar que debido al similar grado de dependencia entre estos mercados los inversionistas pueden aun diversificar sus portafolios.

Mediante la investigación realizada también fue posible determinar que el uso de la teoría de cópulas tanto en la estimación de dependencias como en la estimación de Valor en Riesgo ofrece resultados más confiables que las metodologías utilizadas por la teoría económico-financiera convencional, conllevando a estimaciones más robustas.

Los resultados alcanzados contribuyen a un mayor entendimiento de los mercados de capitales de América. Por un lado mediante los grados de dependencia y por el otro vía las pérdidas potenciales. De este modo el análisis es de gran utilidad para los inversionistas tanto en activos financieros como en activos reales, ya que los resultados les son útiles para una mejor toma de decisión sobre sus inversiones.

También, se puede recalcar el hecho de que como el grado de dependencia de los mercados de capitales de América es diverso, moderado en Latinoamérica y medio-alto en Norteamérica, las políticas económicas de estos países deben implementarse en función de estrategias y metas de desarrollo diferentes, además de tratar de contar con un financiamiento idóneo derivado de sus mercados de capitales. De ahí que, la evidencia empírica contribuye a que los inversionistas tomen mejores decisiones e igualmente a que los gobiernos desarrollen políticas económicas consistentes con sus necesidades de desarrollo y fomento de sus mercados.

Se ha manifestado por tanto que el proceso de integración de economías tan dispares como son las latinoamericanas por un lado y las norteamericanas por el otro, conlleva a que los patrones de desarrollo asimétrico continúen y en ciertos casos se profundicen. La existencia de marcadas desigualdades entre los mercados de capitales de América, respaldadas por ritmos de desarrollo disímiles entre los países conformantes es una de las principales causas.

La existencia de estas asimetrías propicia que las economías menos desarrolladas tengan un crecimiento irregular y de crisis recurrentes, y sean las menos beneficiadas, en tanto que las economías desarrolladas se benefician altamente y gozan de un crecimiento sostenido. De este modo, la asimetría se convierte en un mecanismo que intensifica las desigualdades y crea aun

nuevos patrones de inequidad pues el aumento de la actividad económica se concentra en los estratos sociales de alto y medio ingreso, excluyendo de los beneficios de la integración a amplios sectores de la sociedad.

Una posible convergencia en los grados de dependencia entre los mercados de capitales de América depende de la capacidad de la región para crear un rumbo de convergencia propio, para así sobreponerse a las asimetrías. Pero la realidad es otra, y para situarnos en la configuración actual de la economía, deben privilegiarse análisis de dependencia asimétrica, la cual es de especial interés para los países en vías de desarrollo como lo es México. Es importante recalcar que los mercados de capitales de América no cuentan con ninguna iniciativa de nivel continental destinada a una armonización de dichos mercados.

En perspectiva académica, los resultados obtenidos ayudan a contribuir y enriquecer el conocimiento y mayor entendimiento de los mercados de capitales del continente Americano. Así, los estudiosos de las finanzas podrán tener como punto de partida dichos resultados o en su caso comparar estos resultados con otros resultados obtenidos mediante el análisis hecho por otros investigadores. Adicionalmente, los resultados obtenidos pueden convertirse en un sustento idóneo para la elaboración de políticas monetarias y financieras.

En lo que respecta a las dificultades de elaboración de tesis, es importante resaltar la difícil adquisición de datos que enfrentan los investigadores nacionales, particularmente datos de las economías latinoamericanas. Aunque en la actualidad ya se cuenta con novedosos sistemas de información, aun hace falta mayor empeño en lo que respecta a la cantidad y disponibilidad de datos en México.

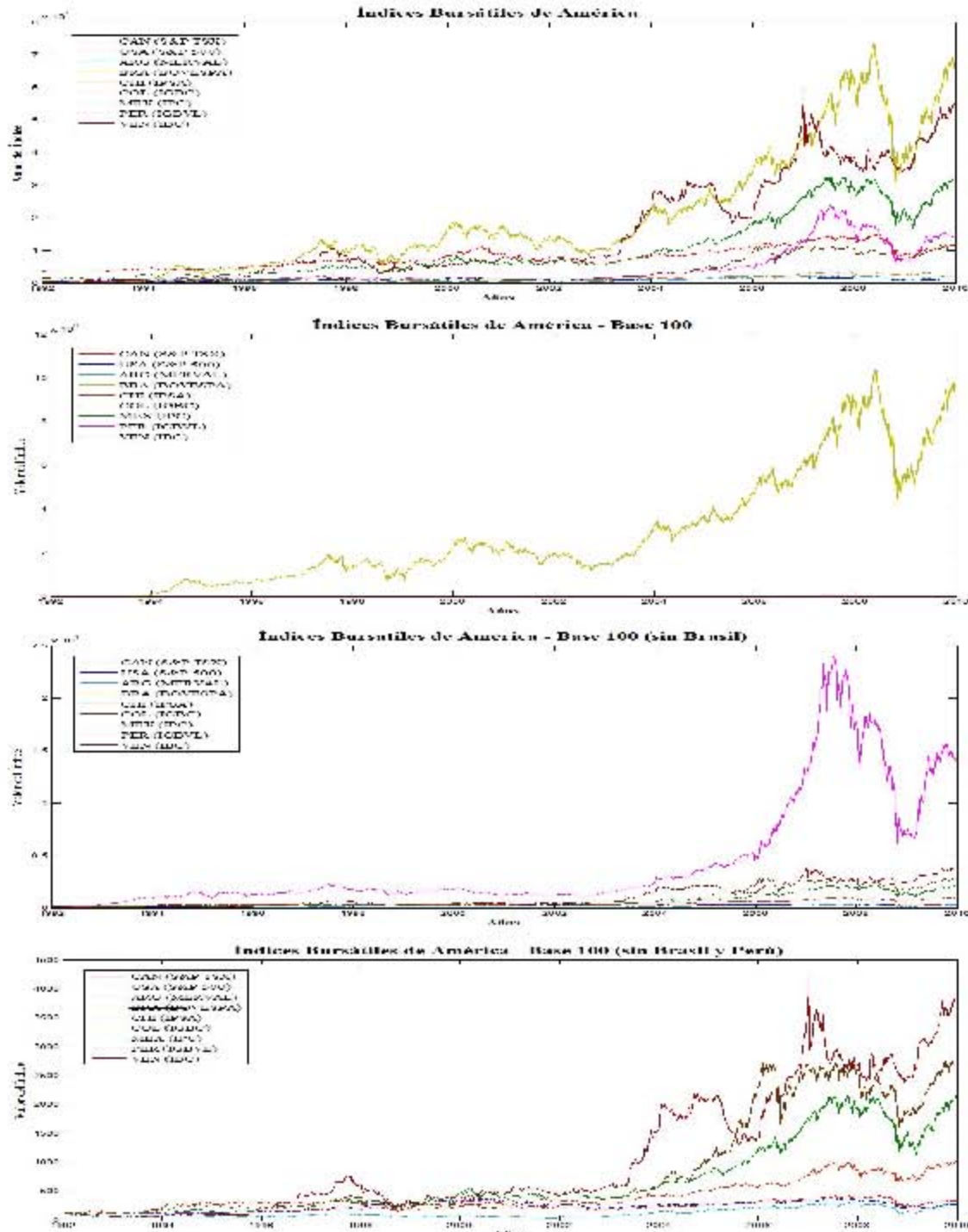
Finalmente, a través de esta investigación es posible identificar algunas líneas de investigación futura no sólo para investigaciones complementarias. Una investigación futura es reestimar el análisis propuesto en esta tesis segmentando la información en diferentes subperíodos; es decir, proponer diferentes horizontes temporales. De igual forma también es preciso analizar los temas planteados en la presente tesis abordando diferentes enfoques regionales.

Apéndice

Apéndice A

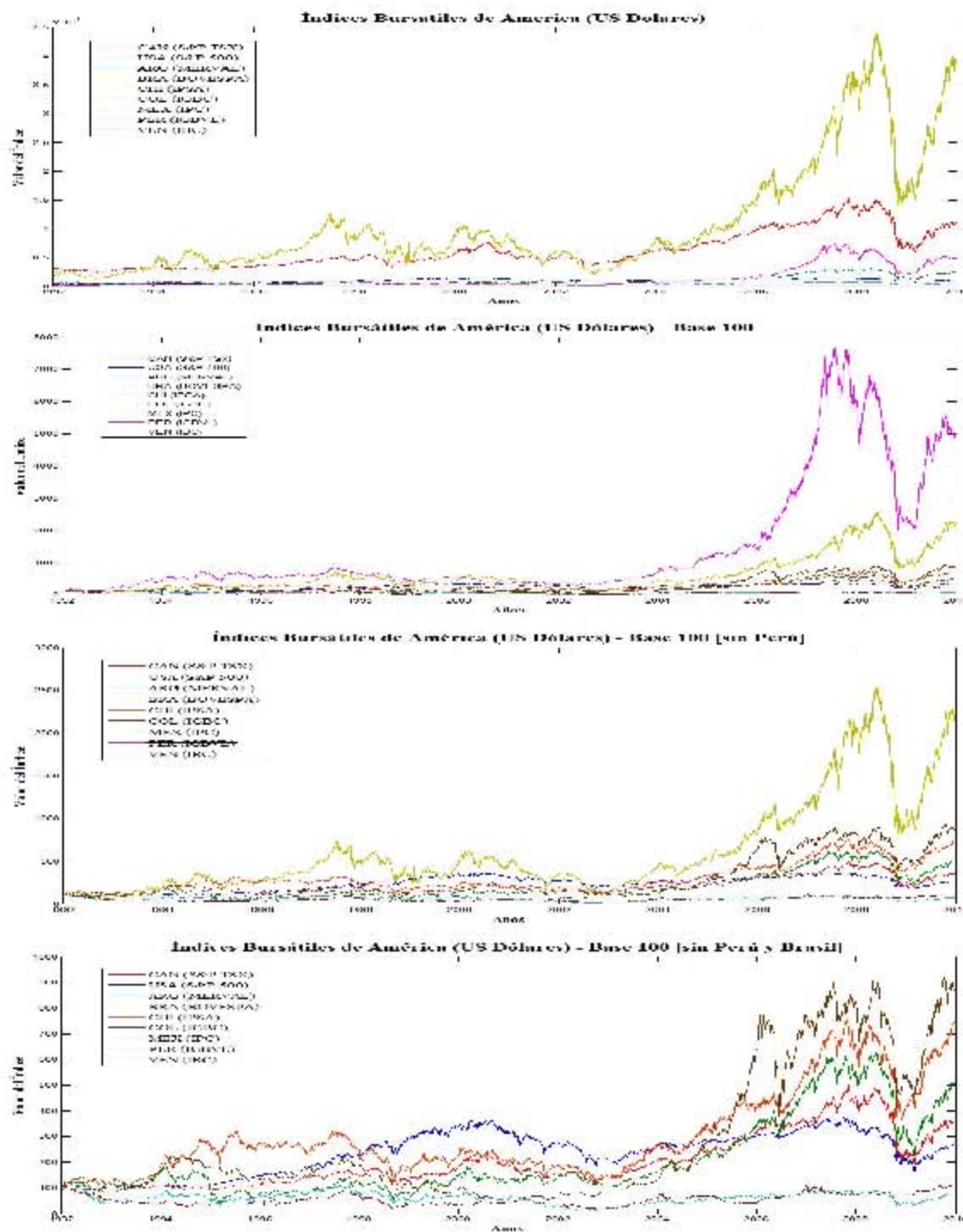
La Gráfica A.1 muestra los índices bursátiles de América en moneda local.

Gráfica A.1: Índices Bursátiles de América (Moneda Local)



La Gráfica A.2 muestra los índices bursátiles de América en dólares estadounidenses.

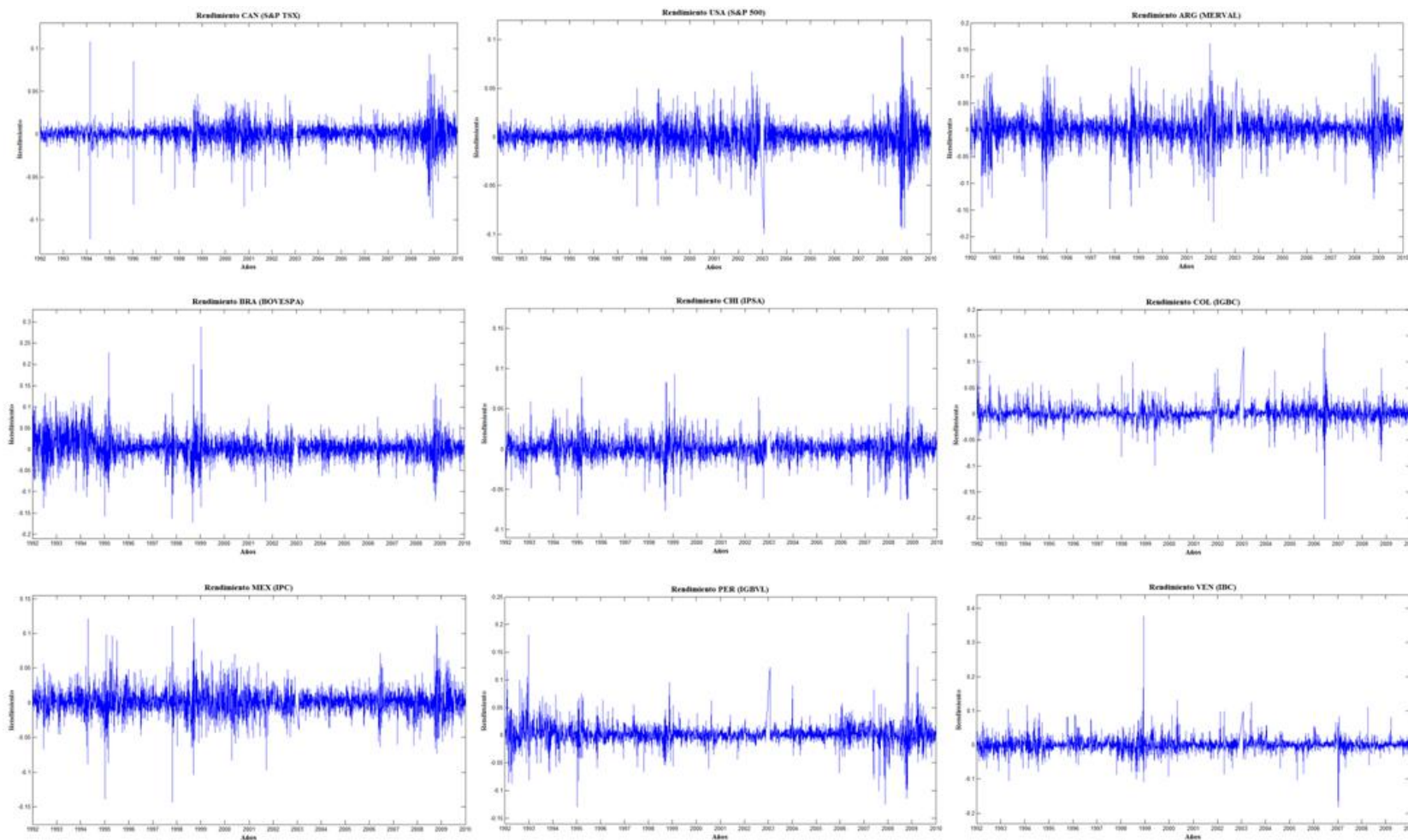
Gráfica A.2: Índices Bursátiles de América (US Dólares)



Apéndice B

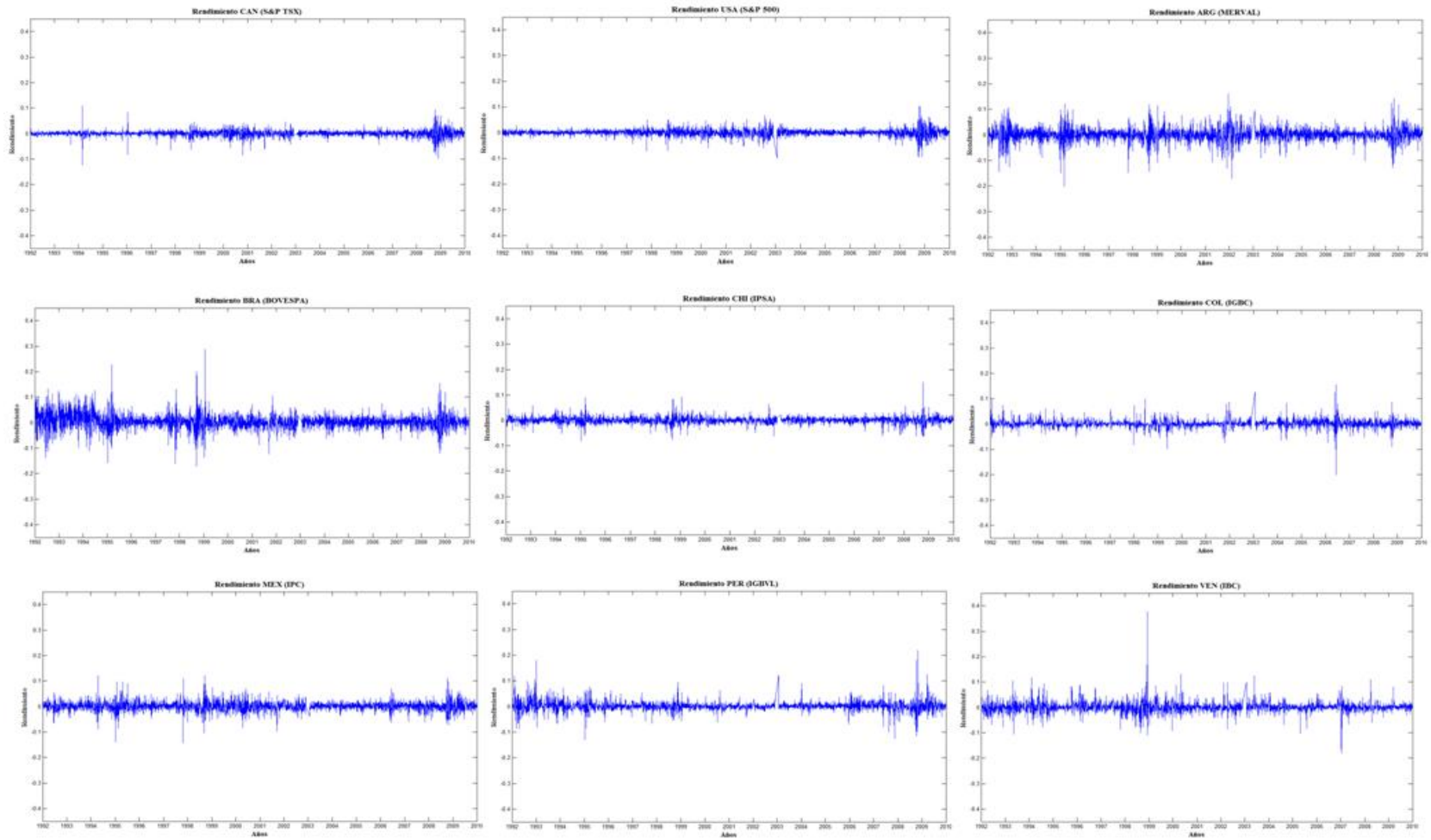
La Gráfica B.1a muestra los rendimientos de los índices bursátiles de América en moneda local.

Gráfica B.1a: Rendimientos de los Índices Bursátiles de América (Moneda Local)



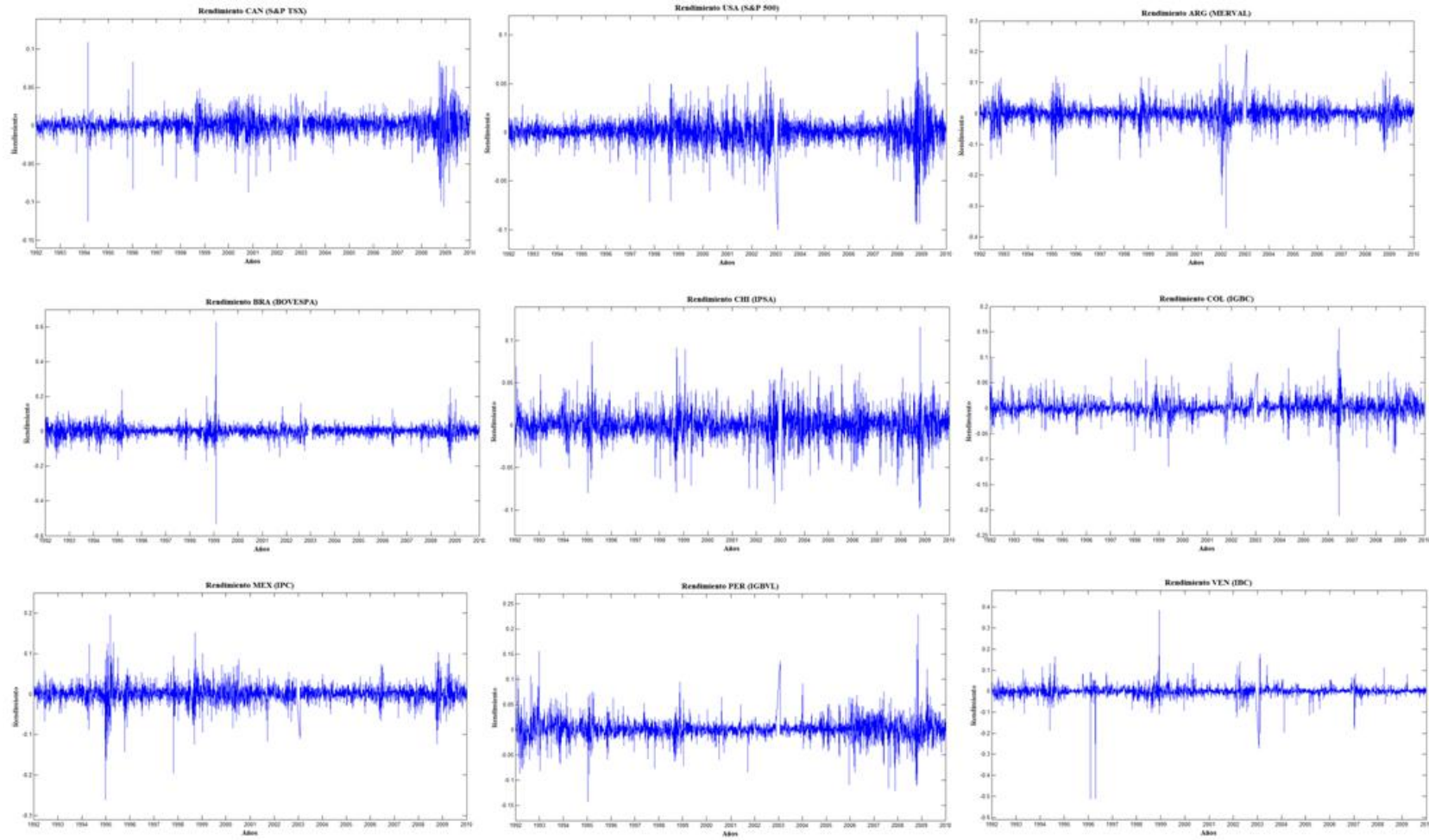
La Gráfica B.1b muestra los rendimientos de los índices bursátiles de América en moneda local en una misma escala.

Gráfica B.1b: Rendimientos de los Índices Bursátiles de América (Moneda Local) - Misma Escala



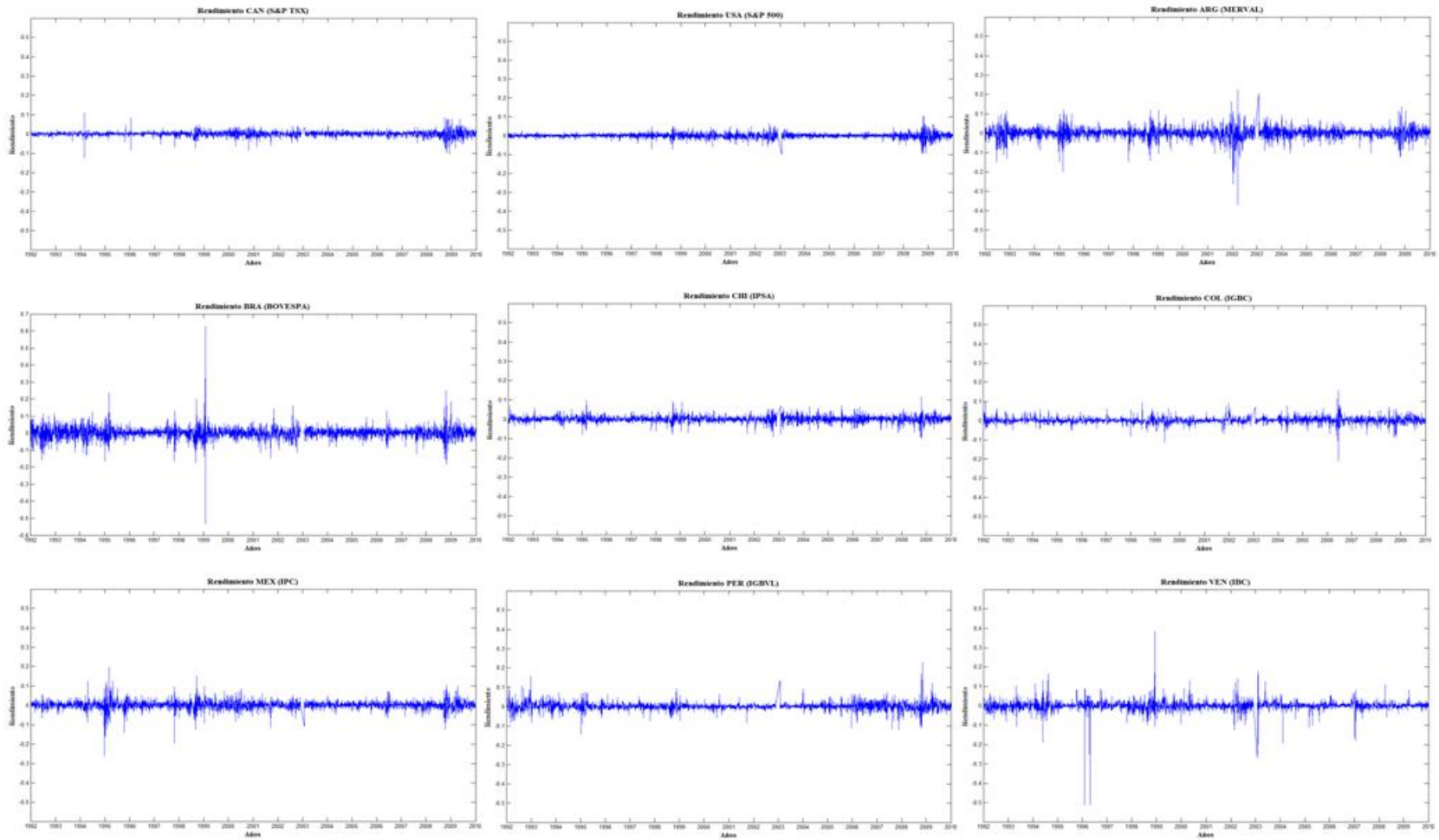
La Gráfica B.2a muestra los rendimientos de los índices bursátiles de América en dólares estadounidenses.

Gráfica B.2a: Rendimientos de los Índices Bursátiles de América (US Dólares)



La Gráfica B.2b muestra los rendimientos de los índices bursátiles de América en una misma moneda y en una misma escala.

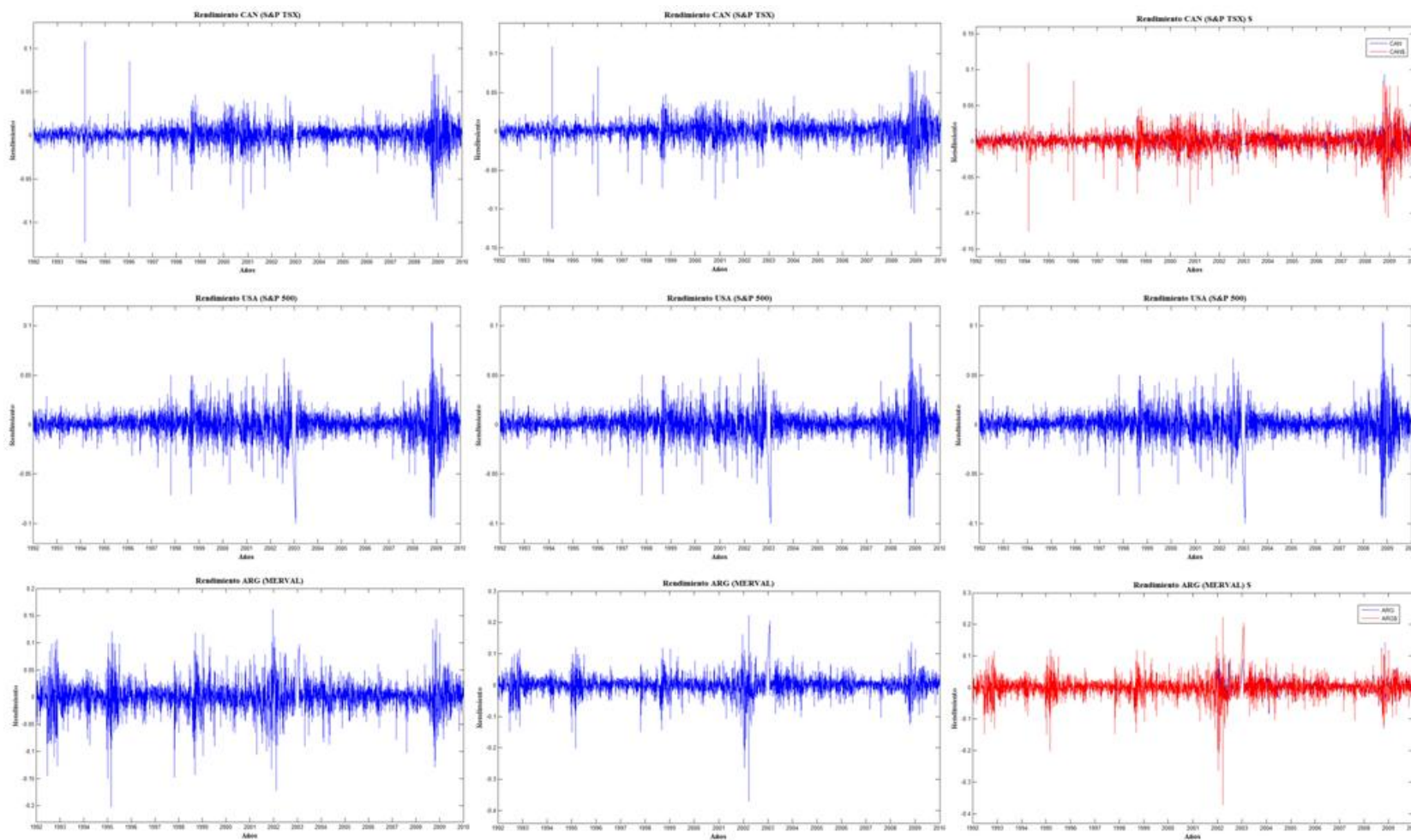
Gráfica B.2b: Rendimientos de los Índices Bursátiles de América (US Dólares) - Misma Escala



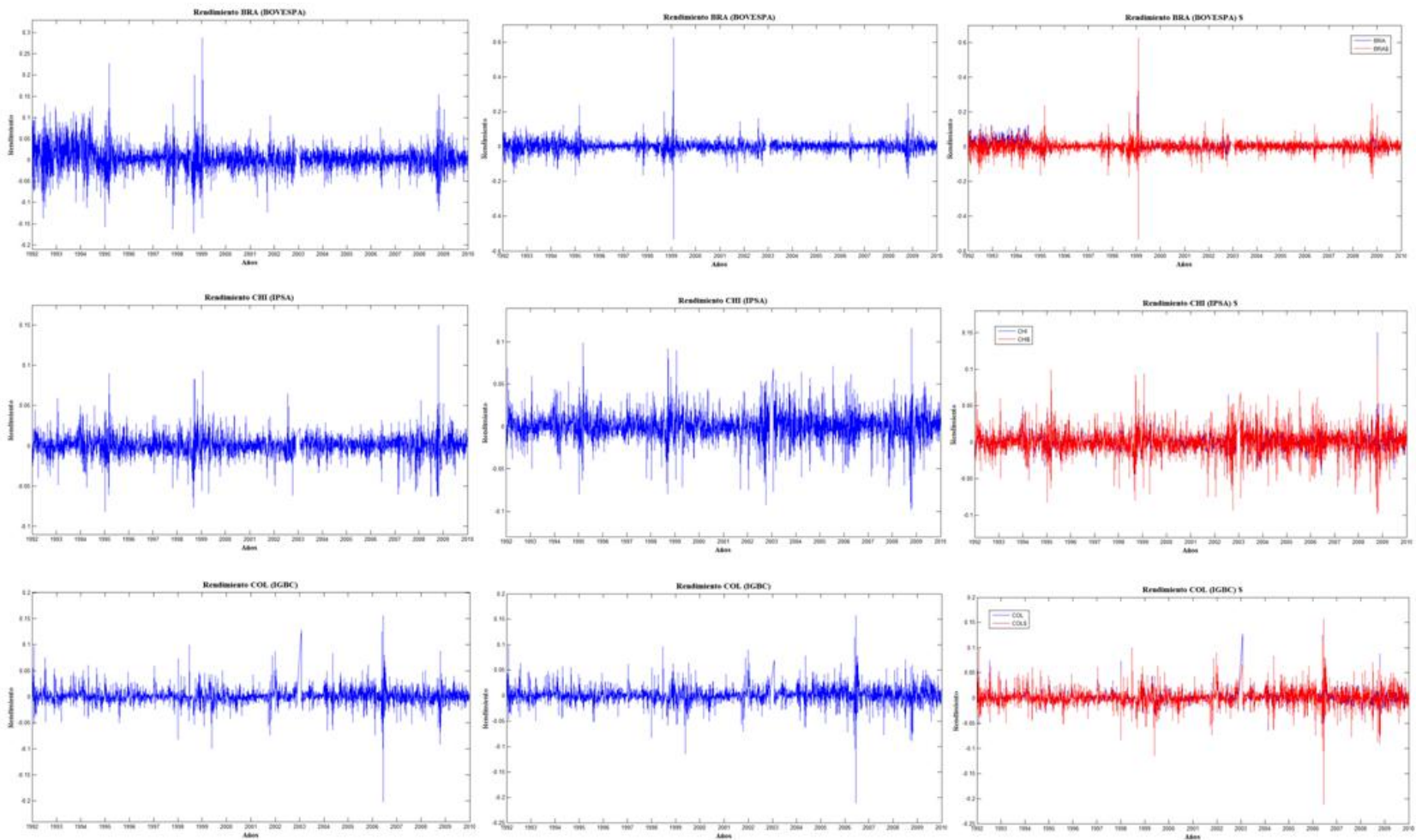
Apéndice C

La Gráfica C.1 muestra los rendimientos de los índices bursátiles de América tanto en moneda local como en dólares estadounidenses. Las Gráficas de la derecha muestran los rendimientos sobrepuestos uno a otro.

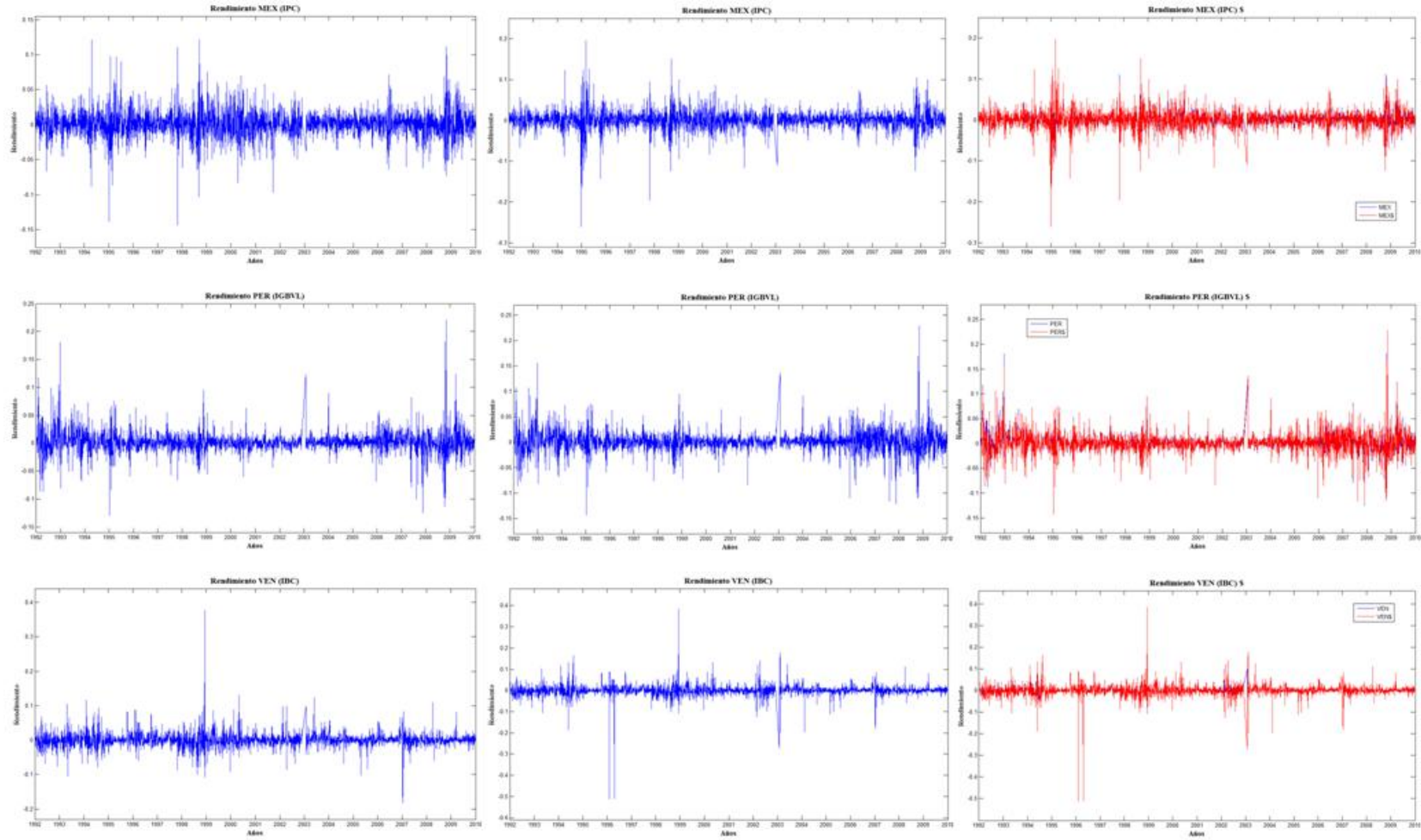
Gráfica C.1: Rendimientos de los Índices Bursátiles de América (Moneda Local vs US Dólares)



Cont... Gráfica C.1: Rendimientos de los Índices Bursátiles de América (Moneda Local vs US Dólares)

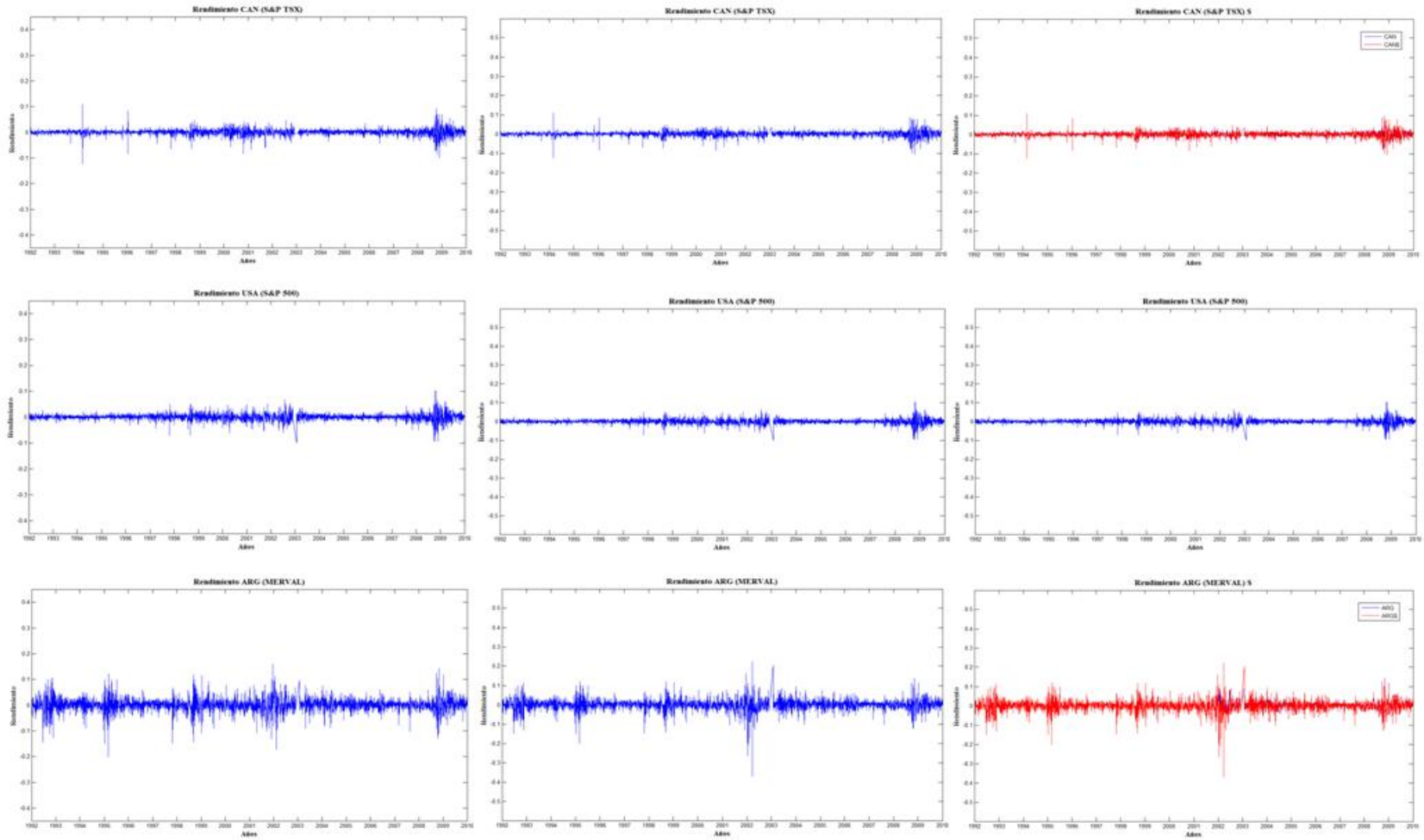


Cont... Gráfica C.1: Rendimientos de los Índices Bursátiles de América (Moneda Local vs US Dólares)

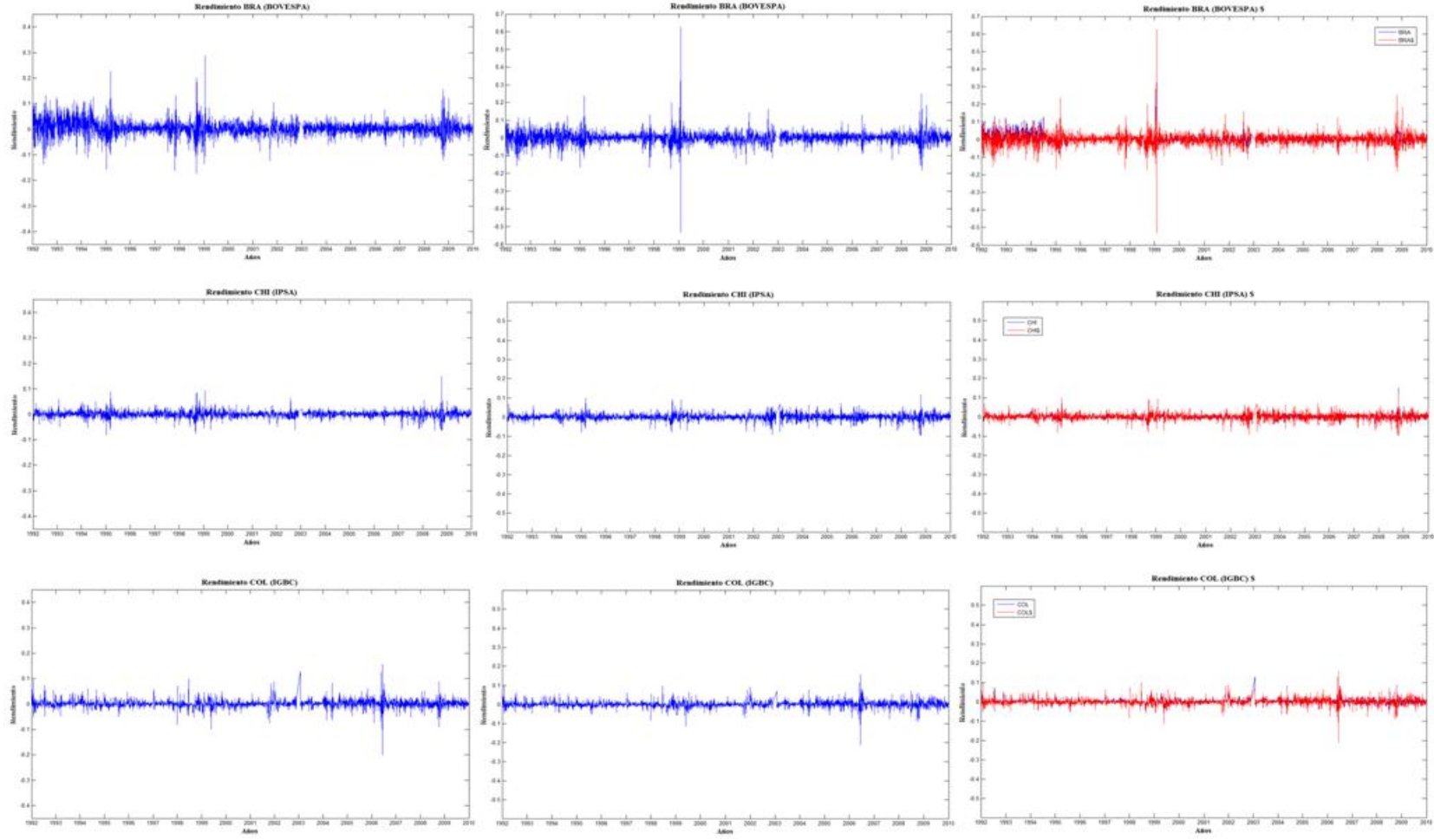


La Gráfica C.2 muestra los rendimientos de los índices bursátiles de América tanto en moneda local como en dólares estadounidenses, pero medidos en una misma escala. Las Gráficas de la derecha muestran los rendimientos superpuestos uno a otro.

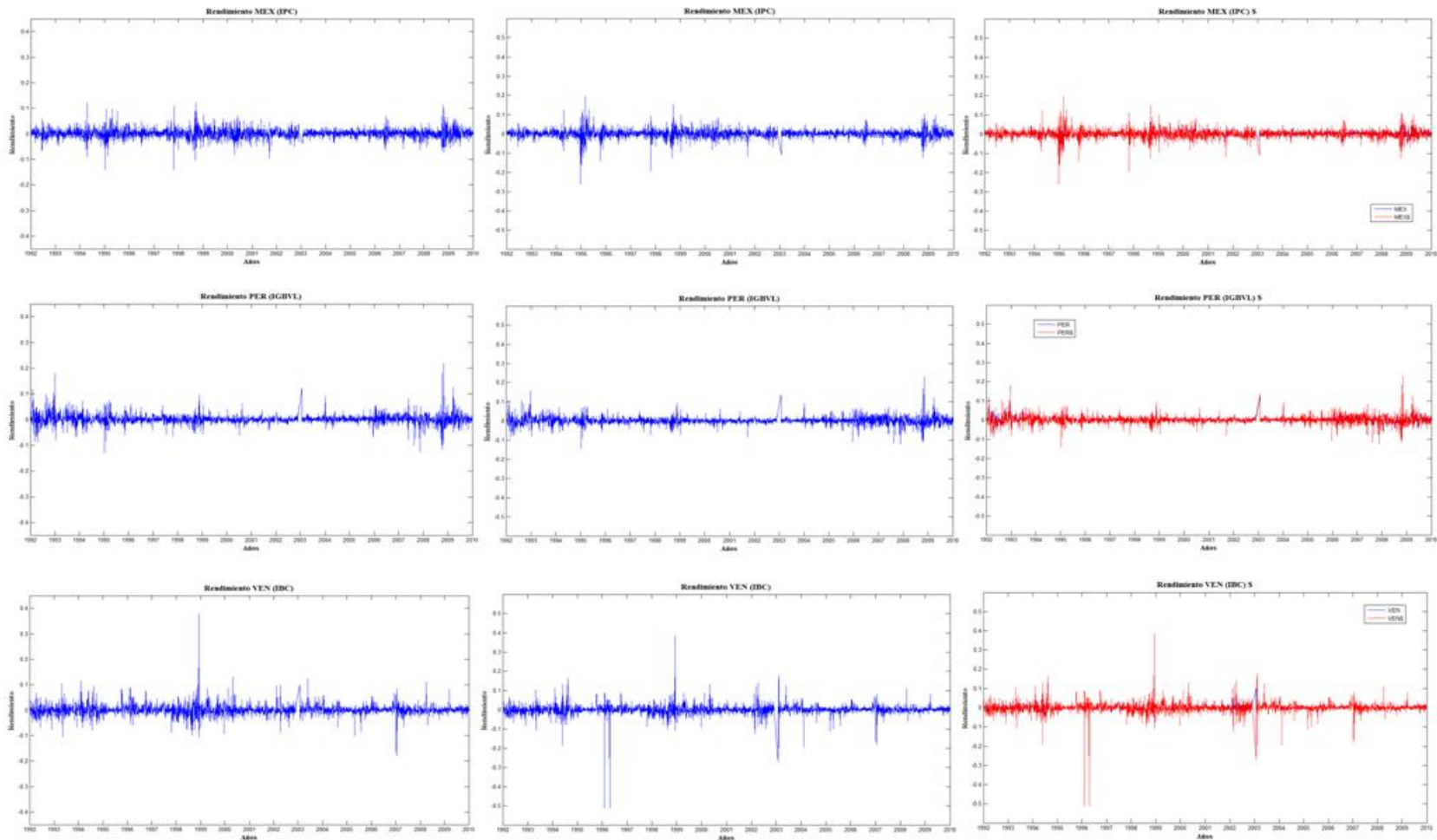
Gráfica C.2: Rendimientos de los Índices Bursátiles de América (Moneda Local vs US Dólares) - Misma Escala



Cont... Gráfica C.2: Rendimientos de los Índices Bursátiles de América (Moneda Local vs US Dólares) - Misma Escala



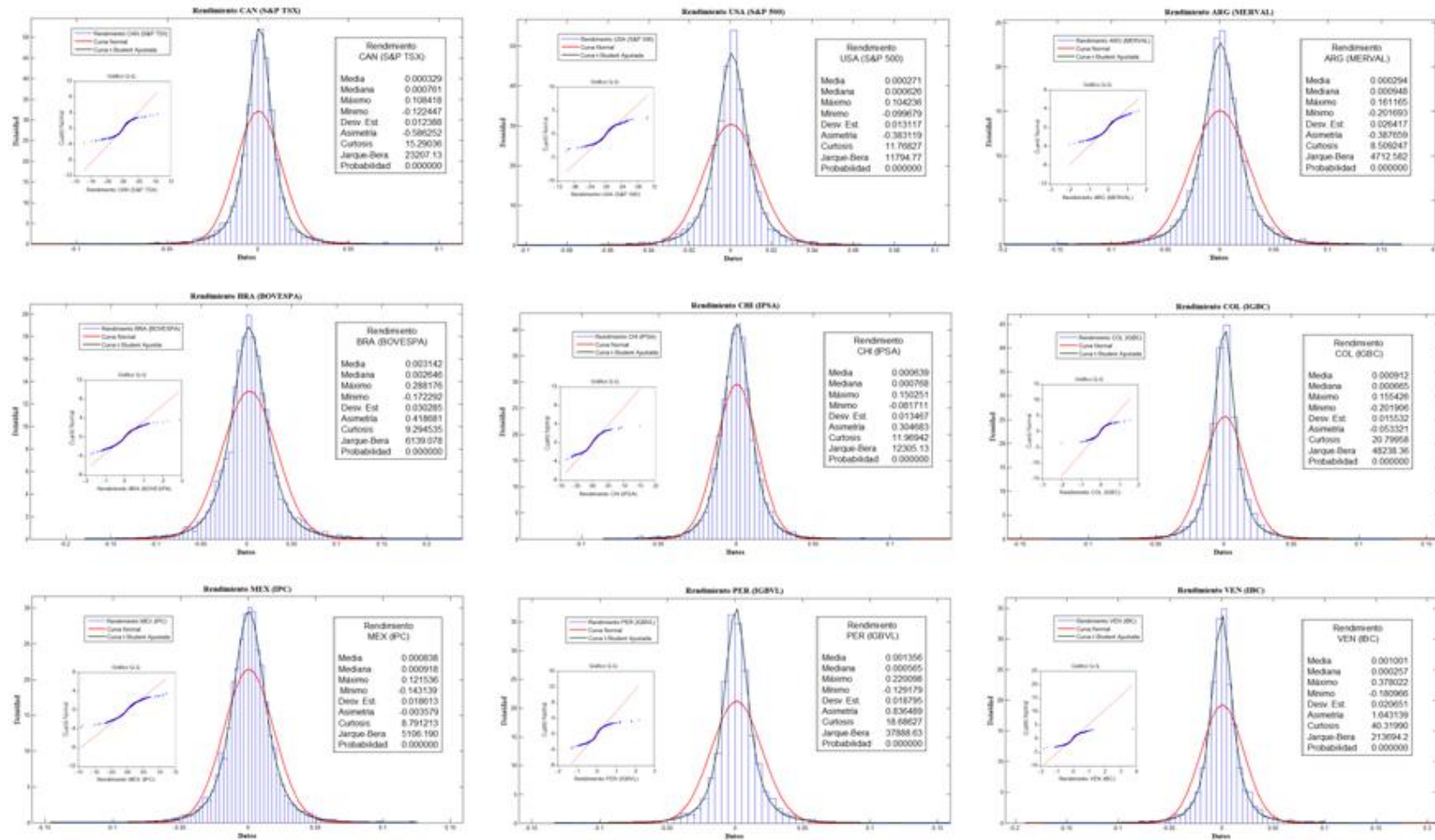
Cont... Gráfica C.2: Rendimientos de los Índices Bursátiles de América (Moneda Local vs US Dólares) - Misma Escala



Apéndice D

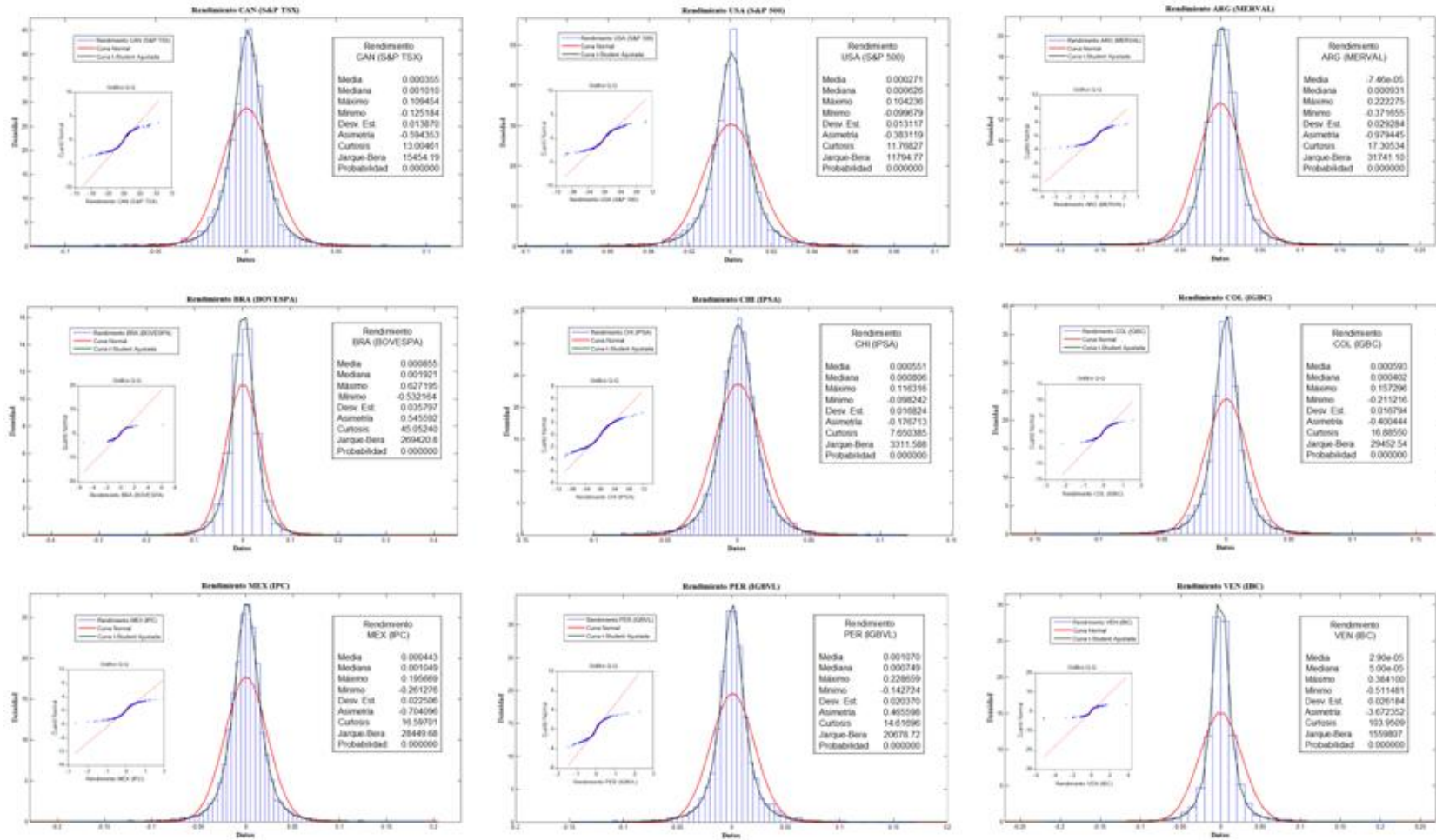
La Gráfica D.1 muestra los histogramas, los gráficos Q-Q y diversos estadísticos descriptivos de los rendimientos de los índices bursátiles de América en moneda local.

Gráfica D.1: Histograma, Gráfico Q-Q y Estadísticos Descriptivos de los Rendimientos de los Índices Bursátiles de América (Moneda Local)



La Gráfica D.2 muestra los histogramas, los gráficos Q-Q y diversos estadísticos descriptivos de los rendimientos de los índices bursátiles de América en dólares estadounidenses.

Gráfica D.2: Histograma, Gráfico Q-Q y Estadísticos Descriptivos de los Rendimientos de los Índices Bursátiles de América (US Dólares)



Apéndice E

La manera de estimar los parámetros de una distribución t-student respecto de un vector de datos, es aparentemente sencilla mediante el comando *mle* (maximum likelihood estimates) de Matlab. En su caso también puede realizarse a través del ajuste a los datos vía el Statistics Tollbox (*dfittool*), el cual tiene implícito la función *mle*.

Dentro la caja de herramientas estadísticas Statistics Toolbox, se encuentra la función t-location-scale la cual es la que le corresponde a la función de distribución t-student, esta distribución es una de las cuales mediante el comando dfittool se puede realizar un ajuste a los datos. Aparte, la estimación de máxima verosimilitud utilizando fminsearch es bastante simple. Cabe decir, la máxima verosimilitud no es muy fiable cuando los grados de libertad son muy bajos (Perkins, 2007).

Además hay algunos argumentos opcionales como son los comandos 'fminsearch' o 'fmincon' los cuales señalan la función de optimización a ser usada en la maximización de la verosimilitud. Por default es 'fminsearch'. Mediante 'fminsearch' se encuentra el mínimo de una función multivariable sin restricciones utilizando un método de derivadas. En otras palabras, se encuentra el mínimo de una función escalar de varias variables, a partir de una estimación inicial. Esto se refiere generalmente a la optimización no lineal restringida. 'fminsearch' utiliza el método de búsqueda simplex de Lagarias et al (1998). Se trata de un método de búsqueda directa que no utiliza gradientes numéricos o analíticos.

Si n es la longitud de x , un simplex en espacio n -dimensional se caracteriza por los $n + 1$ vectores distintos que son sus vértices. En un espacio-dos, un simplex es un triángulo; en un espacio tridimensional, es una pirámide. En cada paso de la búsqueda, se genera un nuevo punto en o cerca del simplex actual. El valor de la función en el nuevo punto se compara con los valores de la función en los vértices del simplex y uno de los vértices se sustituye por el nuevo punto, dando un nuevo simplex. Este paso se repite hasta que el diámetro del simplex sea menor que la tolerancia especificada.

Apéndice F

El Cuadro F.1 muestra los parámetros estimados de una distribución normal de cada uno de los índices bursátiles de los mercados de capitales de América, estos parámetros son estimados usando la media, varianza y desviación estándar de los datos, los cuales a su vez son los utilizados en la composición de las distribuciones marginales normales (μ, σ) empleadas en las cópulas gaussianas.

Cuadro F.1: Parámetros de los Índices Bursátiles de América
Mediante una Distribución Normal (μ, σ)

	media	varianza	desv. est.
CAN (S&P TSX)	0.000355	0.000192	0.013870
USA (S&P 500)	0.000271	0.000172	0.013117
ARG (MERVAL)	-0.000075	0.000858	0.029284
BRA (BOVESPA)	0.000855	0.001281	0.035797
CHI (IPSA)	0.000551	0.000283	0.016824
COL (IGBC)	0.000593	0.000282	0.016794
MEX (IPC)	0.000443	0.000507	0.022506
PER (IGBVL)	0.001070	0.000415	0.020370
VEN (IBC)	0.000029	0.000686	0.026184

En el Cuadro F.2 se muestran los parámetros estimados de una distribución t-student de cada uno de los índices bursátiles de los mercados de capitales de América, estos parámetros, i.e., la media, varianza, desviación estándar y grados de libertad de los datos, son estimados mediante máxima verosimilitud; los cuales a su vez son los utilizados en la composición de las distribuciones marginales t-student (μ, σ, ν) empleadas en las cópulas t-student.

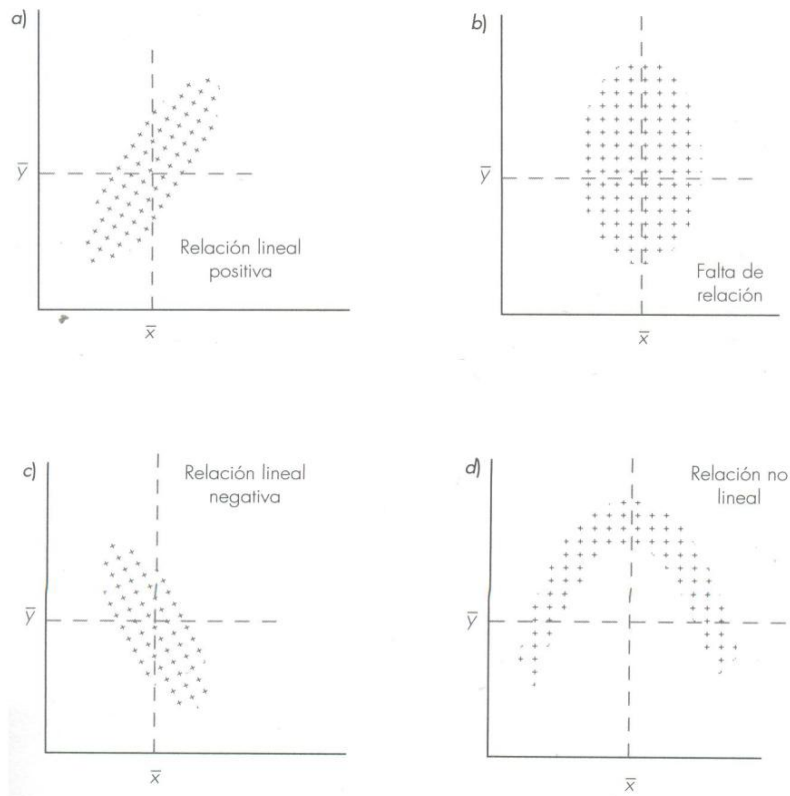
Cuadro F.2: Parámetros de los Índices Bursátiles de América
Mediante una Distribución t-Student (μ, σ, ν)

	media	varianza	desv. est.	grados de libertad
CAN (S&P TSX)	0.000932	0.000066	0.008130	2.796598
USA (S&P 500)	0.000634	0.000057	0.007547	2.639111
ARG (MERVAL)	0.000890	0.000297	0.017246	2.782062
BRA (BOVESPA)	0.001826	0.000495	0.022243	3.301024
CHI (IPSA)	0.000701	0.000126	0.011214	3.336407
COL (IGBC)	0.000566	0.000089	0.009428	2.548118
MEX (IPC)	0.000868	0.000185	0.013585	2.999936
PER (IGBVL)	0.000819	0.000117	0.010812	2.337052
VEN (IBC)	0.000086	0.000113	0.010627	2.111962

Apéndice G

La Gráfica G.1 muestra diferentes estados de dependencia.

Gráfica G.1: Diferentes Estados de Dependencia

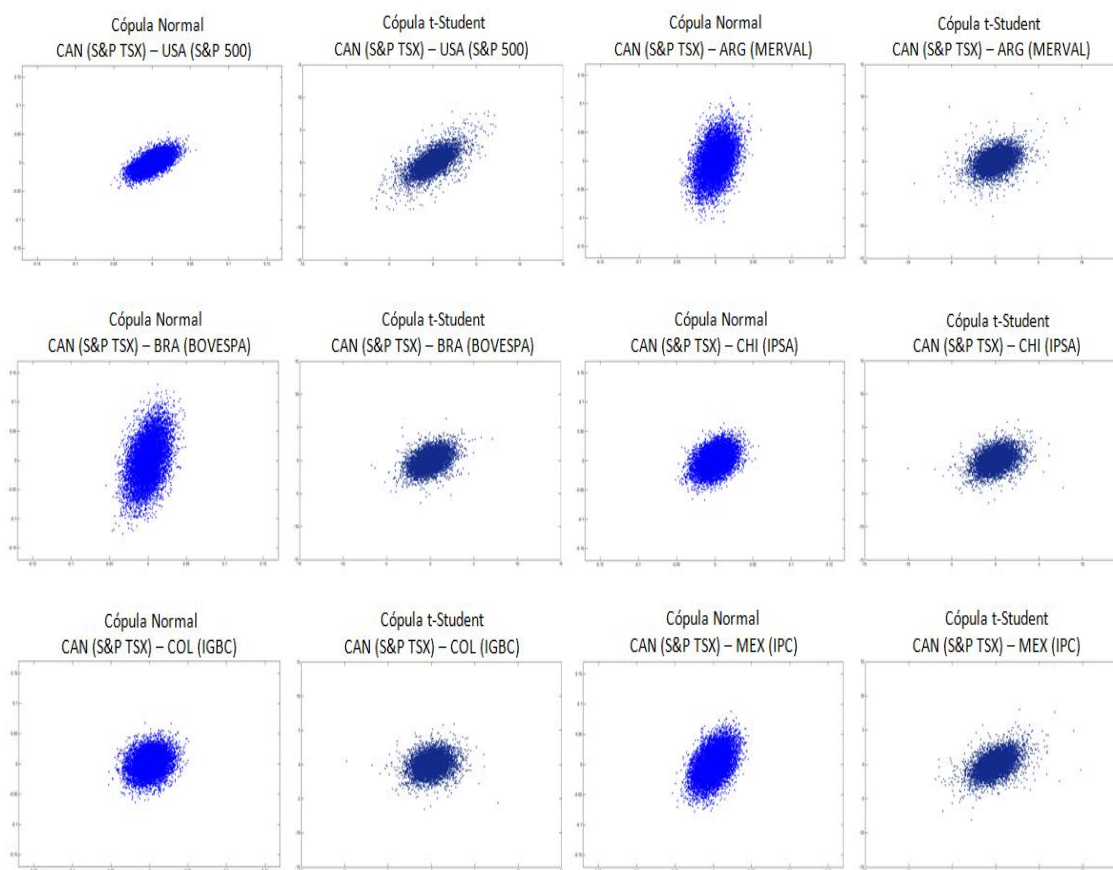


Apéndice H

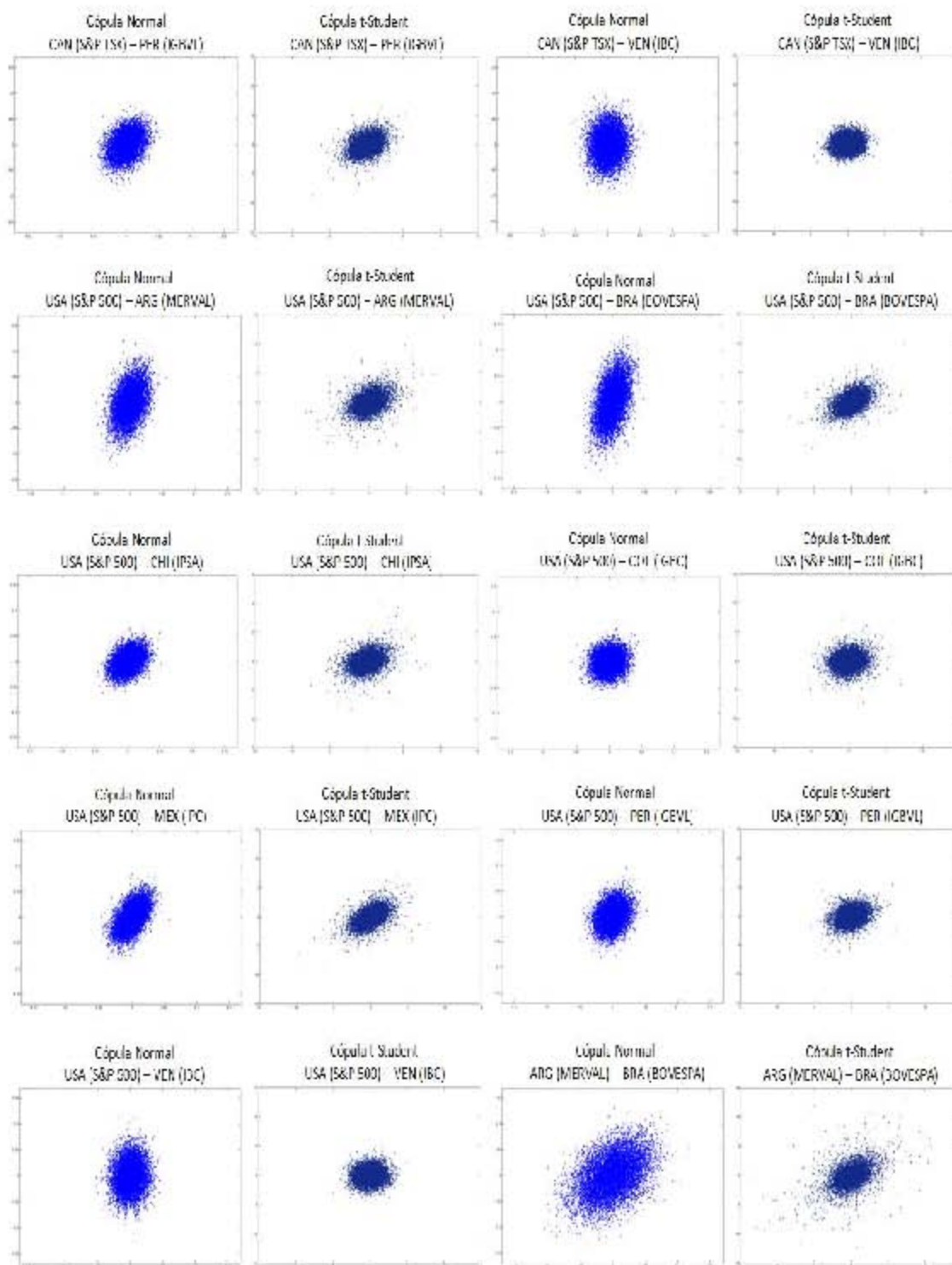
La Gráfica H.1 muestra una visualización a mayor escala de la simulación de 100,000 datos a partir de las cópulas estimadas en el Capítulo IV.

Se observan las dos simulaciones respectivas de cada cópula estipulada, del lado izquierdo tenemos a la cópula gaussiana y del lado derecho a la cópula t-student. Se tiene una misma escala por cada cópula, es decir, para la cópula normal se tiene la misma escala para todos los mercados analizados, y en el caso de la cópula t-student presenta una diferente escala a la asignada a la cópula normal, pero asimismo es la misma para todos los mercados de capitales de América.

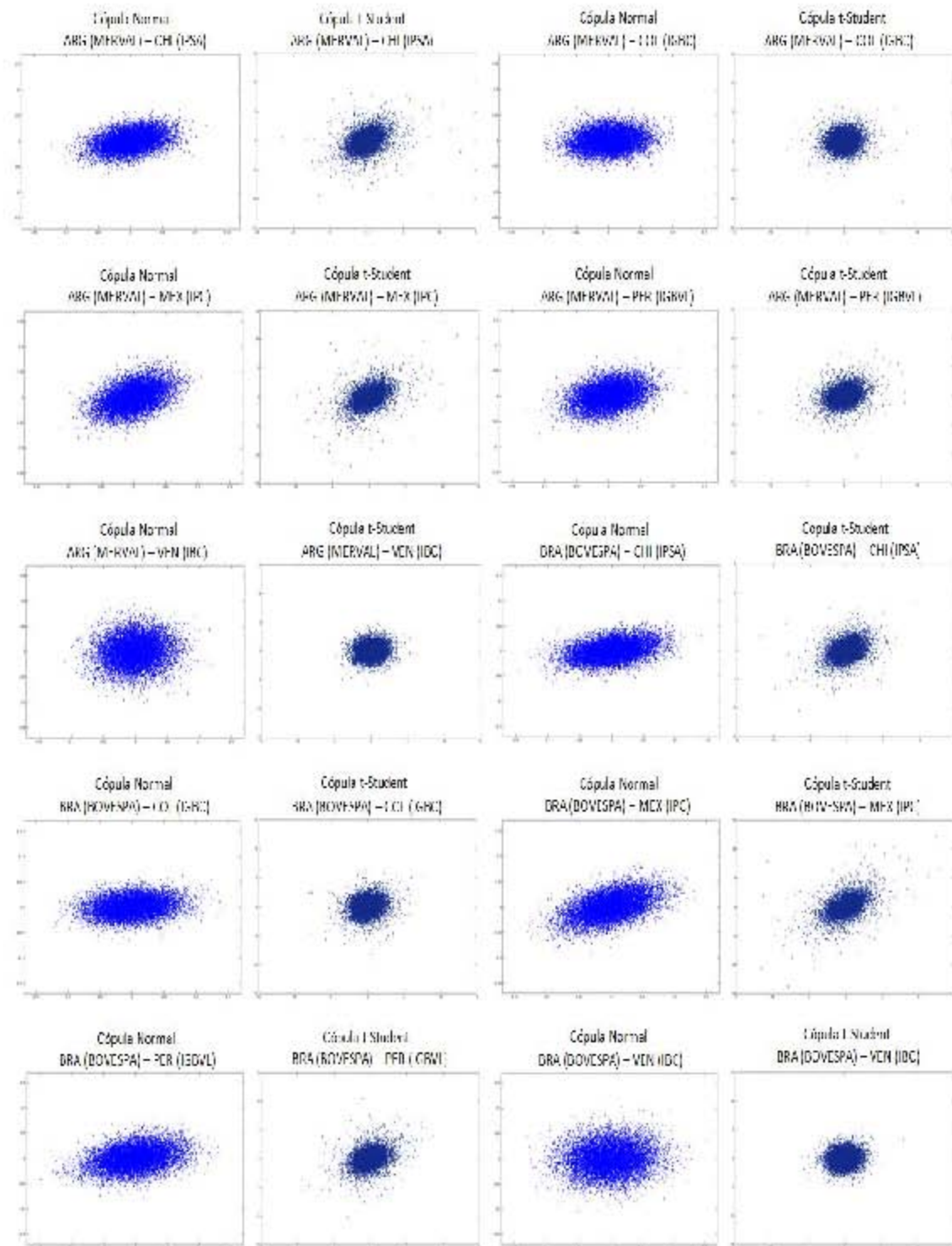
Gráfica H.1: Simulación de las Cópulas de los Índices Bursátiles de América



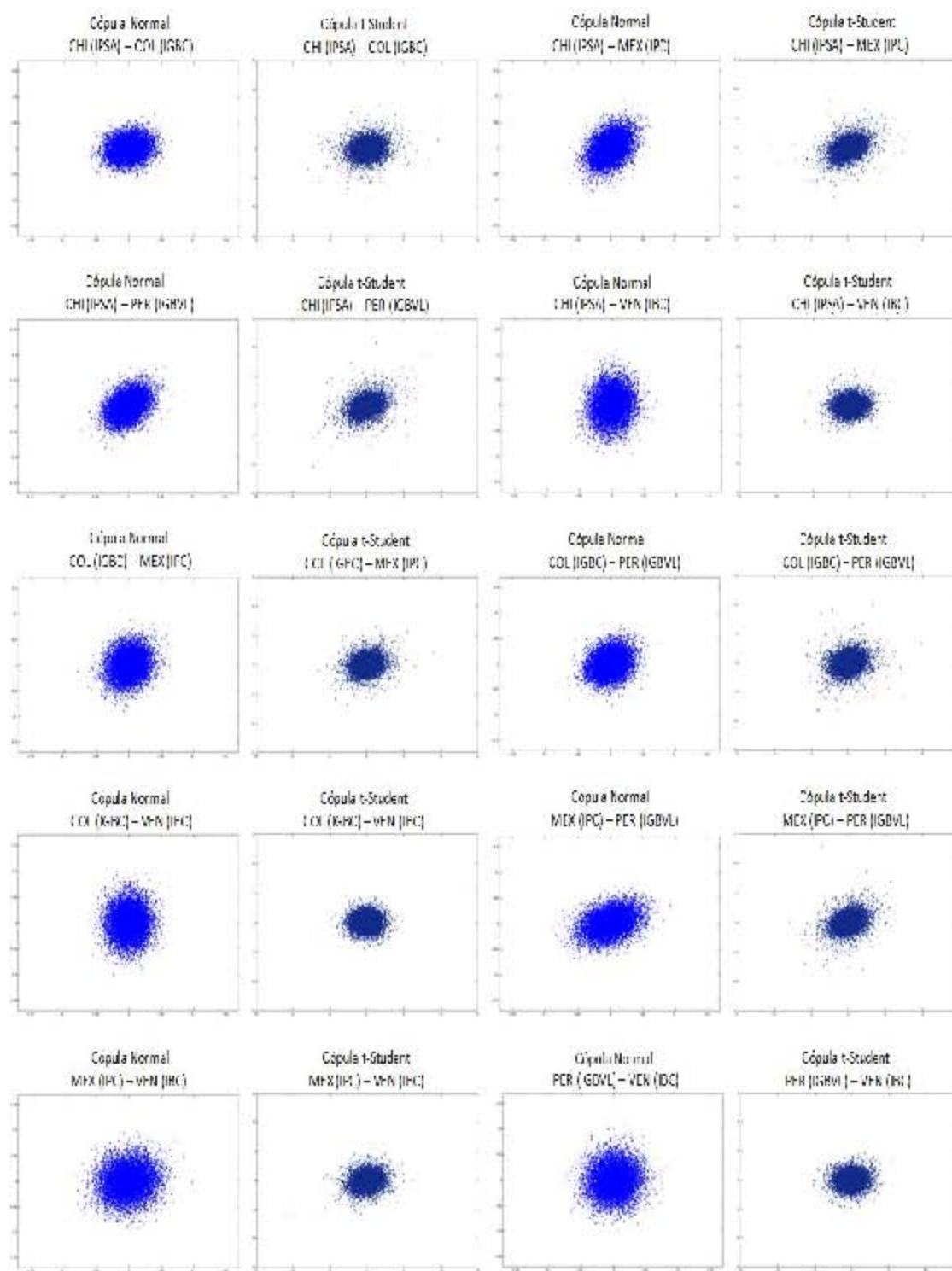
Cont... Gráfica H.1: Simulación de las Cópulas de los Índices Bursátiles de América



Cont... Gráfica H.1: Simulación de las Cópulas de los Índices Bursátiles de América



Cont... Gráfica H.1: Simulación de las Cópulas de los Índices Bursátiles de América



Apéndice I

El Cuadro I.1 muestra diferentes estadísticos de medida de dependencia de los índices bursátiles de los mercados de capitales de América.

Cuadro I.1: Coeficientes de Dependencia de los Índices Bursátiles de América

Matriz de Varianzas y Covarianzas									
	CAN (S&P TSX)	USA (S&P 500)	ARG (MERVAL)	BRA (BOVESPA)	CHI (IPSA)	COL (IGBC)	MEX (IPC)	PER (IGBVL)	VEN (IBC)
CAN (S&P TSX)	0.00019								
USA (S&P 500)	0.00012	0.00017							
ARG (MERVAL)	0.00015	0.00014	0.00086						
BRA (BOVESPA)	0.00020	0.00021	0.00045	0.00128					
CHI (IPSA)	0.00009	0.00008	0.00018	0.00021	0.00028				
COL (IGBC)	0.00005	0.00003	0.00006	0.00011	0.00005	0.00028			
MEX (IPC)	0.00014	0.00015	0.00028	0.00038	0.00015	0.00007	0.00051		
PER (IGBVL)	0.00010	0.00007	0.00019	0.00023	0.00012	0.00008	0.00015	0.00041	
VEN (IBC)	0.00003	0.00003	0.00007	0.00009	0.00003	0.00001	0.00007	0.00003	0.00069

Matriz de Correlación Lineal (Pearson)									
	CAN (S&P TSX)	USA (S&P 500)	ARG (MERVAL)	BRA (BOVESPA)	CHI (IPSA)	COL (IGBC)	MEX (IPC)	PER (IGBVL)	VEN (IBC)
CAN (S&P TSX)	1								
USA (S&P 500)	0.6420	1							
ARG (MERVAL)	0.3742	0.3619	1						
BRA (BOVESPA)	0.4097	0.4435	0.4278	1					
CHI (IPSA)	0.3715	0.3434	0.3618	0.3506	1				
COL (IGBC)	0.2134	0.1493	0.1266	0.1846	0.1757	1			
MEX (IPC)	0.4509	0.5190	0.4245	0.4749	0.3919	0.1827	1		
PER (IGBVL)	0.3542	0.2677	0.3150	0.3150	0.3625	0.2197	0.3255	1	
VEN (IBC)	0.0728	0.0797	0.0923	0.0925	0.0778	0.0286	0.1255	0.0538	1

Matriz de Correlación de Rango (Kendall)									
	CAN (S&P TSX)	USA (S&P 500)	ARG (MERVAL)	BRA (BOVESPA)	CHI (IPSA)	COL (IGBC)	MEX (IPC)	PER (IGBVL)	VEN (IBC)
CAN (S&P TSX)	1								
USA (S&P 500)	0.4251	1							
ARG (MERVAL)	0.2468	0.2583	1						
BRA (BOVESPA)	0.2703	0.3042	0.3213	1					
CHI (IPSA)	0.2138	0.2008	0.2197	0.2270	1				
COL (IGBC)	0.1062	0.0768	0.0663	0.0983	0.0934	1			
MEX (IPC)	0.3059	0.3461	0.2783	0.3147	0.2344	0.1052	1		
PER (IGBVL)	0.1878	0.1379	0.1802	0.1921	0.1997	0.1029	0.1919	1	
VEN (IBC)	0.0683	0.0573	0.0867	0.0838	0.0675	0.0390	0.0821	0.0716	1

Matriz de Correlación de Rango (Spearman)									
	CAN (S&P TSX)	USA (S&P 500)	ARG (MERVAL)	BRA (BOVESPA)	CHI (IPSA)	COL (IGBC)	MEX (IPC)	PER (IGBVL)	VEN (IBC)
CAN (S&P TSX)	1								
USA (S&P 500)	0.5859	1							
ARG (MERVAL)	0.3568	0.3707	1						
BRA (BOVESPA)	0.3907	0.4346	0.4498	1					
CHI (IPSA)	0.3112	0.2928	0.3158	0.3273	1				
COL (IGBC)	0.1566	0.1140	0.0979	0.1443	0.1365	1			
MEX (IPC)	0.4373	0.4906	0.3944	0.4422	0.3383	0.1553	1		
PER (IGBVL)	0.2748	0.2043	0.2623	0.2778	0.2898	0.1506	0.2789	1	
VEN (IBC)	0.1025	0.0857	0.1287	0.1241	0.0999	0.0582	0.1216	0.1060	1

Apéndice J

Cuadro J.1 muestra el comparativo entre los estadísticos de medida de dependencia (coeficiente de correlación lineal de Pearson = Parámetro en Datos Históricos); y los coeficientes de dependencia estimados mediante las cópulas.

Cuadro J.1: Coeficientes de Dependencia y Coeficientes de Dependencia vía Cópulas de los Índices Bursátiles de América

		CAN (S&P TSX)			USA (S&P 500)			ARG (MERVAL)			BRA (BOVESPA)			CHI (IPSA)			COL (IGBC)			MEX (IPC)			PER (IGBVL)			
		Datos	Cópula	Cópula	Datos	Cópula	Cópula	Datos	Cópula	Cópula	Datos	Cópula	Cópula	Datos	Cópula	Cópula	Datos	Cópula	Cópula	Datos	Cópula	Cópula	Datos	Cópula	Cópula	
		Históricos	Normal	t-Student	Históricos	Normal	t-Student	Históricos	Normal	t-Student	Históricos	Normal	t-Student	Históricos	Normal	t-Student	Históricos	Normal	t-Student	Históricos	Normal	t-Student	Históricos	Normal	t-Student	
USA (S&P 500)	Parámetro	0.64197433	0.64197900	0.64262176																						
	Kendall	0.42512853	0.44377275	0.44430663																						
	Spearman	0.58588258	0.62409254	0.62474066																						
ARG (MERVAL)	Parámetro	0.37420111	0.37420636	0.37457575	0.36190839	0.36190884	0.36392905																			
	Kendall	0.24682904	0.24416966	0.24442327	0.25826581	0.23574967	0.23712988																			
	Spearman	0.35684952	0.35945924	0.35981833	0.37067654	0.34751190	0.34947362																			
BRA (BOVESPA)	Parámetro	0.40971057	0.42255500	0.41655529	0.44347592	0.45854694	0.45018915	0.42776446	0.44415618	0.44034847																
	Kendall	0.27029852	0.27773334	0.27352554	0.30418787	0.30325982	0.29728689	0.32134996	0.29299293	0.29029019																
	Spearman	0.39071283	0.40657425	0.40071457	0.43461131	0.44181006	0.43361465	0.44983072	0.42770395	0.42397557																
CHI (IPSA)	Parámetro	0.37153072	0.37153478	0.37173233	0.34340268	0.34340522	0.34368579	0.36177273	0.36177280	0.36119501	0.35064006	0.36785837	0.35929515													
	Kendall	0.21380211	0.24233669	0.24247216	0.20082420	0.22316083	0.22335103	0.21974503	0.23565678	0.23526226	0.22697487	0.23981776	0.23396572													
	Spearman	0.31121259	0.35686254	0.35705453	0.29284222	0.32956090	0.32983288	0.31580636	0.34737981	0.34681882	0.32734814	0.35329027	0.34497443													
COL (IGBC)	Parámetro	0.21340500	0.21401758	0.21364861	0.14925326	0.14918132	0.14948875	0.12661443	0.12622287	0.12704705	0.18459638	0.19207599	0.18642543	0.17568131	0.17529169	0.17634087										
	Kendall	0.10623293	0.13730997	0.13706951	0.07678134	0.09532762	0.09552556	0.06630295	0.08057089	0.08109984	0.09829570	0.12304401	0.11938055	0.09341893	0.11217370	0.11285220										
	Spearman	0.15656095	0.20476380	0.20440943	0.11395318	0.14259010	0.14288449	0.09790929	0.12061412	0.12140274	0.14429787	0.18370219	0.17828198	0.13653821	0.16760629	0.16861207										
MEX (IPC)	Parámetro	0.45091469	0.45315555	0.45216827	0.51903464	0.52135145	0.52015944	0.42446547	0.42354228	0.42633389	0.47489527	0.49255143	0.48752443	0.39185195	0.38926405	0.39148357	0.18266026	0.18401502	0.18376046							
	Kendall	0.30594026	0.29940358	0.29869870	0.34613791	0.34914386	0.34825497	0.27830060	0.27842699	0.28039026	0.31469629	0.32787131	0.32419999	0.23442841	0.25454127	0.25607603	0.10516251	0.11781901	0.11765414							
	Spearman	0.43725679	0.43652248	0.43555458	0.49059698	0.50367203	0.50249309	0.39435801	0.40753886	0.41026694	0.44215287	0.47524124	0.47028988	0.33827841	0.37410761	0.37626866	0.15526308	0.17597027	0.17572615							
PER (IGBVL)	Parámetro	0.35418096	0.34881411	0.35388496	0.26765204	0.26045099	0.26781119	0.31500471	0.31085412	0.31458702	0.31503089	0.32394373	0.31997622	0.36247782	0.35943035	0.36269788	0.21973201	0.21916909	0.22062062	0.32554106	0.32512467	0.32576806				
	Kendall	0.18777717	0.22683109	0.23027913	0.13793362	0.16774249	0.17260068	0.18020943	0.20123013	0.20373205	0.19209058	0.21001771	0.20734985	0.19966842	0.23405795	0.23628861	0.10289031	0.14066927	0.14161653	0.19187238	0.21081254	0.21124572				
	Spearman	0.27483376	0.33480514	0.33972394	0.20427924	0.24942077	0.25651135	0.26225332	0.29805218	0.30166122	0.27777770	0.31071230	0.30687354	0.28980275	0.34510567	0.34827805	0.15063886	0.20971223	0.21110679	0.27890046	0.31185516	0.31247785				
VEN (IBC)	Parámetro	0.07283500	0.07390450	0.07585429	0.07969446	0.08072047	0.08040864	0.09231086	0.09555052	0.09850156	0.09248524	0.09623612	0.09795328	0.07782059	0.08260717	0.08399009	0.02864926	0.03430857	0.03327383	0.12549945	0.12765252	0.12778764	0.05377590	0.05789059	0.06185095	
	Kendall	0.06830046	0.04709200	0.04833677	0.05725432	0.05144422	0.05124505	0.08670592	0.06092229	0.06280989	0.08375997	0.06136078	0.06245915	0.06747149	0.05264935	0.05353282	0.03903154	0.02184580	0.02118669	0.08210130	0.08148846	0.08157519	0.07158737	0.03687491	0.03940069	
	Spearman	0.10248873	0.07058967	0.07245289	0.08572602	0.07710332	0.07680530	0.12873208	0.09127877	0.09410013	0.12405218	0.09193422	0.09357593	0.09991160	0.07890648	0.08022822	0.05821656	0.03276388	0.03177563	0.12158417	0.12198209	0.12211139	0.10596308	0.05528916	0.05907272	

Bibliografía

- [1] BAIG, TAIMUR Y GOLDFAJN, ILAN. 1999. Financial market contagion in the Asian crisis. *Working Paper*. 400. Department of Economics. Brazil.
- [2] BAUWENS, LUC Y LAURENT SÉBASTIEN. 2005. A New Class of Multivariate Skew Densities, with Application to GARCH Models. *Journal of Business and Economic Statistics*. 23(3). pp. 346-354.
- [3] BEST, PHILIP W. 1998. *Implementing Value at Risk*. John Wiley and Sons Ltd. Series in Financial Engineering. Reino Unido.
- [4] BOLLERSLEV, TIM. 1986. A conditionally heteroskedastic time series. Model for speculative prices and rates of return. *The Review of Economics and Statistics*. 69(3). pp. 542-547.
- [5] BROCKWELL, PETER J. Y DAVIS, RICHARD A. 2002. *Introduction to Time Series and Forecasting*. Springer Texts in Statistics. Estados Unidos.
- [6] BROCKWELL, PETER J. Y DAVIS, RICHARD A. 2006. *Time Series: Theory and Methods*. Springer Series in Statistics. Estados Unidos.
- [7] BUCIO, CHRISTIAN. 2009. Factores Macroeconómicos, Riesgo Sistemático e Integración de los Mercados de Capitales del TLCAN. *Tesis de Maestría*. Maestría en Economía. UNAM. México.
- [8] CAMPBELL, JOHN Y.; LO, ANDREW W. Y MACKINLAY, CRAIG. 1997. *The econometrics of financial markets*. Princeton University Press. New Jersey.

-
- [9] CHACÓN, SUSANA Y BANDA, HUMBERTO. 2005. La Crisis Financiera Mexicana de 1994: Una Visión Política Económica. *Foro Internacional*. 181, XLV. pp. 445-465.
- [10] CHAN-LAU, JORGE A.; MATHIESON, DONALD J. Y YAO, JAMES Y. 2004. Extreme contagion in equity markets. *IMF Working Paper*. Fondo Monetario Internacional.
- [11] CHEN, XIAOHONG Y FAN, YANQIN. 2002. Evaluating density forecasts via the copula approach. *Working Paper*. Vanderbilt University. USA.
- [12] CHERUBINI, UMBERTO; LUCIANO, ELISA Y VECCHIATO, WALTER. 2004. *Copula methods in finance*. John Wiley & Sons. England.
- [13] CHIOU, SHANG C. Y TSAY, RUEY S. 2008. A Copula-based Approach to Option Pricing and Risk Assessment. *Journal of Data Science*. 6. pp. 273-301.
- [14] CLEMEN, ROBERT T. Y REILLY, TERENCE. 1999. Correlations and Copulas for Decision and Risk Analysis. *Management Science*. Vol. 45, No. 2. pp. 208-224.
- [15] CORREA, EUGENIA. 1998. Crisis y Desregulación Financiera. *Siglo XXI*. México.
- [16] CORREA, EUGENIA Y DUARTE, CESAR. 2009. Consecuencias de la crisis crediticia estadounidense sobre el balance de los conglomerados financieros en 2007. *Economía Informa*. No. 356. pp. 5-19.
- [17] CORSETTI, GIANCARLO; PERICOLI, MARCELLO Y SBRACIA, MASSIMO. 2005. Some contagion, some interdependence': More pitfalls in tests of financial contagion. *Journal of International Money and Finance*. Elsevier. Vol. 24(8). pp. 1177-1199.
- [18] D'ARISTA, JANE. 2002. Financial Regulation in a Liberalized Global Environment. En Eatwell, John and Lance, Taylor (Edit.). *International Capital Markets Systems in Transition*. Oxford University Press. Estados Unidos.
- [19] DE JESÚS, RAUL. 2008. Riesgo y Volatilidad en los Mercados Accionarios Emergentes: Medición del VaR y CVaR Aplicando la Teoría de Valor Extremo. *Tesis de Doctorado*. Doctorado en Ingeniería. UNAM. México.
- [20] DE LARA, ALFONSO. 2009. *Medición y control de riesgos financieros*. Limusa. México.

-
- [21] DHRYMES, PHOEBE; FRIEND, IRWIN Y GULTEKIN, MUSTAFA. 1984. A Critical Re-Examination of the Empirical Evidence on the Arbitrage Pricing Theory. *Journal of Finance*. 39. pp. 323-346.
- [22] DOWD, KEVIN. 1998. *Beyond Value at Risk: The New Science of Risk Management*. John Wiley and Sons Ltd. Frontiers in Finance Series. Reino Unido.
- [23] EBMEYER, DIRK; KLAAS, ROLF Y QUELL, PETER. 2007. The Role of Copulas in the CreditRisk+™ Framework. En: Rank, Jörn. (ed.). *Copulas: From theory to application in finance*. Risk Books. Reino unido. pp. 109-138.
- [24] EMBRECHTS, PAUL; MCNEIL, ALEXANDER Y STRAUMANN, DANIEL. 1999. Correlation: Pitfalls and alternatives. A short, non-technical article. *RISK Magazine*. pp. 69-71.
- [25] EMBRECHTS, PAUL; MCNEIL, ALEXANDER Y STRAUMANN, DANIEL. 2002. Correlation and dependence in risk management: properties and pitfalls. En: Dempster, M.A.H. (ed.). *Risk Management: Value at Risk and Beyond*. Cambridge University Press, Cambridge. pp. 176-223
- [26] EMBRECHTS, PAUL; HÖING, ANDREA Y JURI, ALESSANDRO. 2003. Using Copula to bound the Value-at-Risk for functions of dependent risks. *Finance & Stochastics*. 7(2), 145-167.
- [27] EMBRECHTS, PAUL; HÖING, ANDREA, PUC CETTI, GIOVANNI 2005. Worst VaR Scenarios Insurance. *Mathematics and Economics*. 37(1). pp. 115-134.
- [28] ENGLE, ROBERT F. 1982. Autoregressive Conditional Heteroskedasticity With Estimates of the Variance of U.K. Inflation. *Econometrica*. 50, 987-1008.
- [29] FANTAZZINI, DEAN. 2008. Dynamic Copula Modelling for Value at Risk. *Frontiers in Finance and Economics*.
- [30] FERMANIAN, JEAN-DAVID Y SCAILLET, OLIVER. 2003. Nonparametric Estimation of Copulas for Time Series. *FAME Research Paper Series*. 57. International Center for Financial Asset Management and Engineering.

- [31] FISHER, N. 1997. Copulas. In: Kotz, S., Read, CB. and Banks, DL. (edit). ***Encyclopedia of Statistical Sciences***. Wiley. Estados Unidos.
- [32] FORTIN, INES Y KUZMICS, CHRISTOPH. 2002. Tail-Dependence in Stock-Return Pairs. ***Economics Series***. 126. Institute for Advanced Studies.
- [33] FREES, EDWARD. Y VALDEZ, EMILIANO. 1998. Understanding relationships using copulas. ***North American Actuarial Journal***. 2:1-25.
- [34] FREY, RUDIGER Y MCNEIL, ALEXANDER J. 2003. Dependent Defaults in Models of Portfolio Credit Risk. ***Journal of Risk***. 6(1). pp 59-92.
- [35] FUERTES, GUSTAVO I.; ORTIZ, EDGAR; Y CABELLO, ALEJANDRA. 2010. Crisis Subprime: El papel de la regulación, la banca y las agencias calificadoras. En Girón, Correa, y Rodríguez (Coord.). ***Quiebras financieras y experiencias paradigmáticas***. Universidad Nacional Autónoma de México, Instituto de Investigaciones Económicas. pp. 17-44.
- [36] GEON, HO C. Y HYUN, JIN J. 2011. Efficient algorithms for basket default swap pricing with multivariate Archimedean copulas. ***Insurance: Mathematics and Economics***. Vol. 48. Issue 2. pp. 205-213
- [37] GIESECKE, KAY. 2004. Correlated default with incomplete information. ***Journal of Banking and Finance***. 28(7). pp. 1521-1545.
- [38] GILLÉN, ARTURO. 1999. La crisis asiática y la reestructuración de la economía mundial. ***Revista Comercio Exterior***. Vol. 49. Núm. 1. pp. 16-23.
- [39] GIOT, PIERRE Y LAURENT, SÉBASTIEN. 2003. Market risk in Commodity Markets: A VaR Approach. ***Energy Economics***. 25. pp. 435-457.
- [40] GIRÓN, ALICIA. 2005. ***Crisis Financieras, México, Rusia, Brasil, Turquía, Argentina***. Instituto de Investigaciones Económicas, UNAM. México.
- [41] GIRÓN, ALICIA Y CHAPOY, ALMA. 2009. ***El Derrumbe del Sistema Financiero Internacional. Análisis de Coyuntura***. Instituto de Investigaciones Económicas. UNAM. México.

-
- [42] GONZALO, JESÚS Y OLMO, JOSÉ. 2005. Contagion Versus Flight To Quality in Financial Markets. *Working Paper*. Economic series. Universidad Carlos III de Madrid.
- [43] GOORBERGH, R. W. J.; GENEST, C. Y WERKER, B. J. M. 2005. Bivariate option pricing using dynamic copula models. *Insurance: Mathematics and Economics*. 37. pp. 101-114.
- [44] GRÜNDL, CHRISTIAN; HEUMANN, HOLGER; PERETTI, DAVID Y WARNER, CHRISTIAN. 2007. Numerical Methods for Risk Aggregation based on Copulas. En: Rank, Jörn. (ed.). *Copulas: From theory to application in finance*. Risk Books. Reino Unido. pp. 63-84.
- [45] HAMERLE, A. Y ROSCH, D. 2005. Misspecified Copulas in Credit Risk Models: How Good is Gaussian?. *Journal of Risk*. 8(1). pp. 35-47.
- [46] HAMILTON, JAMES D. 1994. *Time Series Analysis*. Princeton University Press. Estados Unidos.
- [47] HOEFFDING, W. 1940. Masstabinvariante Korrelationstheorie. *Schriften des Mathematischen Instituts und des Instituts für Angewandte Mathematik der Universität Berlin*. 3:179-233.
- [48] HOTTA, LUIZ K.; LUCAS, EDIMILSON C. Y PALARO, HELDER P. 2008. Estimation of VaR using Copula and Extreme Value Theory. *Multinational Finance Journal*. 12 (3/4). pp. 205-218.
- [49] HU, LING. 2002. Dependence Patterns Across Financial Markets: Methods and Evidence. *Mimeo*. Department of Economics. Ohio State University. Estados Unidos.
- [50] JARQUE, CARLOS M. Y BERA, ANIL K. 1987. A test for normality of observations and regression residuals. *International Statistical Review*. 55. pp. 163-172.
- [51] JONHSON, N. Y KOTZ, S. 1972. *Distributions in Statistics: Continuous Multivariate Distributions*. John Wiley and Sons Ltd. Estados Unidos.
- [52] JOHNSTON, L. BARRY Y NEDELESCU, OANA M. 2005. The impact of terroris on financial markets. *Working Paper*. International Monetary Fund WP 05/60.

- [53] JORION, PHILIPPE. 2007. *Valor en Riesgo*. Limusa. México.
- [54] JUNKER, MARKUS; SZIMAYER, ALEX Y WAGNER, NIKLAS. 2006. Nonlinear term structure dependence: Copula functions, empirics, and risk implications. *Journal of Banking and Finance*. Elsevier, vol. 30(4), pp. 1171-1199.
- [55] KAINTH, DHERMINDER. 2007. On the Pricing and Hedging of Basket Default Swaps. En: Rank, Jörn. (ed.). *Copulas: From theory to application in finance*. Risk Books. Reino Unido. pp. 233-274.
- [56] KAUFMANN, OLIVER Y WILDEROTTER, OLGA. 2007. Economic Capital Calculation and Risk Aggregation. En: Rank, Jörn. (ed.). *Copulas: From theory to application in finance*. Risk Books. Reino Unido. pp. 85-106.
- [57] KOLE, ERIK; KOEDIJK, KEES Y VERBEEK, MARNO. 2005. *Testing copulas to model financial dependence*. Erasmus University. Holanda.
- [58] LAGARIAS, JEFFREY C., REEDS, JAMES A., WRIGHT, MARGARET H., Y WRIGHT, PAUL E. 1998. Convergence Properties of the Nelder–Mead Simplex Method in Low Dimensions. *SIAM Journal on Optimization*. Vol. 9, No. 1, pp. 112-147.
- [59] LANNI, OCTAVIO. 2006. *Teorías de la Globalización*. Siglo XXI. México.
- [60] LI, DAVID X. 2000. On Default Correlation: A Copula Function Approach. *Working Paper*. The RiskMetrics Group. NY. USA.
- [61] LINTNER, JOHN 1965. The valuation of risk assets and selection of risky investments in stock portfolios and capital budgets. *The Review of Economics and Statistics*. Vol. 47, No. 1, pp. 13-37.
- [62] LÓPEZ, DIEGO N. 2006. Crisis de mercados de bonos emergentes y contagio: dependencia extrema. *Working Paper*. CEDE. Universidad de los Andes. Colombia.
- [63] LÓPEZ-HERRERA, FRANCISCO. 2006. Factores Macroeconómicos y Riesgo Sistemático: Modelos Multifactoriales de los Mercados de Capitales del TLCAN. *Tesis de Doctorado*. Doctorado en Economía. UNAM. México.
- [64] LOWENSTEIN, ROGER. 2004. Origins of the Crash : The Great Bubble and its Undoing. *Penguin Press*. Nueva York.

-
- [65] MACAULAY, FREDERICK. 1938. Some Technical Problems Suggested by the Movements of Interest Rates, Bond Yields and Stock Prices in the United States Since 1856. *National Bureau of Economic Research*.
- [66] MANDELBROT, BENOIT. 1963. The variation of certain speculative prices. *The Journal of Business of the University of Chicago*. 36, pp. 394-419.
- [67] MARKOWITZ, HARRY M. 1952. Portfolio selection. *Journal of Finance*. 7(1). 77-91.
- [68] MARKOWITZ, HARRY M. 1959. *Portfolio selection, efficient diversification of investments*. John Wiley and Sons. New York.
- [69] MENEGUZZO, DAVIDE Y VECCHIATO, WALTER. 2004. Copula Sensitivity in Collateralized Debt Obligations and Basket Default Swaps. *The Journal of Future Markets*. 1. pp. 37-70.
- [70] MERTON, ROBERT C. 1973. An Intertemporal Capital Asset Pricing Model. *Econometrica*. Vol. 41. No. 5. pp. 867-887
- [71] MORGAN, J. P. 1994. *Riskmetrics technical manual*. J.P. Morgan. New York.
- [72] MOSSIN, JAN 1966. Equilibrium in a Capital Asset Market. *Econometrica*. 34. 768-783.
- [73] NELSEN, ROGER B. 2006. *An introduction to copulas*. Springer. Estados Unidos.
- [74] NESLEHOVA, JOHANNA; EMBRECHTS, PAUL Y CHAVEZ-DEMOULIN, VALÉRIE. 2006. Infinite mean models and the LDA for operational risk. *Journal of Operational Risk*. 1(1). pp. 3-25
- [75] ORTIZ, EDGAR. 2011. Finanzas y productos derivados. Contratos adelantados, futuros, opciones, swaps. *Mimeo*. Facultad de Ciencias Políticas y Sociales. UNAM. México.
- [76] OZUN, ALPER Y CIFTER, ATILLA. 2007. Portfolio Value-at-Risk with Time-Varying Copula: Evidence from the Americas. *MPRA Paper*. 2711. University Library of Munich, Germany.
- [77] PENZA, PIETRO Y BANSAL, VIPUL K. 2001. *Measuring Market Risk with Value at Risk*. Wiley Series in Financial Engineering. Estados Unidos.

- [78] PÉREZ, CARLOTA. 2004. *Revoluciones Tecnológicas y Capital Financiero. La Dinámica de las Grandes Burbujas Financieras y las Épocas de Bonanza*. Siglo XXI. México.
- [79] PERKINS, PETER. 2007. *The MathWorks, Inc.*
http://www.mathworks.com/matlabcentral/newsreader/view_thread/136186
- [80] RANK, JÖRN. 2007. *Copulas: From theory to application in finance*. Risk Books. Reino unido.
- [81] RIGOBÓN, ROBERTO Y FORBES, KRISTIN. 2001. Contagion in Latin America: Definitions, Measurement, and Policy Implications. *Journal of LACEA Economía*. LACEA - Latin American and Caribbean Economic Association.
- [82] ROCKINGER, MICHAEL Y JONDEAU, ERIC. 2001. Conditional dependency of financial series : an application of copulas. *Les Cahiers de Recherche*. 723. HEC Paris.
- [83] RODRÍGUEZ-LALLENA, JOSÉ A. Y UBÉDA-FLORES, MANUEL. 2004. A new class of bivariate copulas. *Statistics and Probability Letters*. Vol. 66. Issue. 3. pp. 315-325.
- [84] ROLL, RICHARD R. Y ROSS, STEPHEN A. 1980. An Empirical Investigation of the Arbitrage Pricing Theory. *Journal of Finance*. 35. pp. 1073-1104.
- [85] ROMANO, CLAUDIO. 2002. Applying Copula Function to Risk Management. *Working Paper*. University of Rome, La Sapienza.
- [86] ROSENBERG, JOSHUA V. 2003. Nonparametric Pricing of Multivariate Contingent Claims. *Working Paper*. 162. FRB New York.
- [87] ROSS, STEPHEN A. 1976. The arbitrage theory of capital asset pricing. *Journal of Economic Theory*. 13. 341-360.
- [88] SAMITAS, ARISTEIDIS; KENOURGIOS, DIMITRIS Y PALTALIDIS, NIKOS. 2007. Financial crises and stock market dependence. European Financial Management Association. *16th Annual Meeting (EFMA)*. Vienna, 27-30.
- [89] SÁNCHEZ, ARMANDO Y REYES, ORLANDO. 2005. Regularidades probabilísticas de las series financieras y la familia de modelos GARCH. *Ciencia Ergo Sum*. Vol. 13. Núm. 002. pp. 149-156. UAEM. México.

-
- [90] SÁNCHEZ, CARLOS. 2001. *Valor en Riesgo y otras Aproximaciones*. SIE Investments. México.
- [91] SCARSINI, MARCO. 1984. On Measures of Concordance. *Stochastica*. 8. pp. 201-218.
- [92] SCHLEICHER, CHRISTOPH Y SALMON, MARK. 2006. Pricing Multivariate Currency Options with Copulas. *Working Paper*. Warwick Business School, Financial Econometrics Research Centre. pp. 06-21.
- [93] SHARPE, WILLIAM F. 1964. Capital Asset Prices "A Theory of Market Equilibrium Under Conditions of Risk". *Journal of Finance*. 19. (3). 425-462.
- [94] SKLAR, ABE. 1959. Fonctions de repartition a n dimensions et leurs marges. *Publ Inst Statist Univ Paris*. 8:229-231
- [95] SOSA, MAGNOLIA M. 2012. Variables Macroeconómicas y el Riesgo Sistemático en los Mercados de Capital del Grupo Económico BRIC: Relevancia para el Caso de México. *Tesis de Maestría*. Maestría en Ingeniería. UNAM. México.
- [96] STANDAR & POOR'S. 1991-2009. *Emerging Stock Markets Factbook, and Global Stock Markets Factbook*, Standar & Poor's. Varios volúmenes.
- [97] TOBIN, JAMES. 1958. Liquidity preference as behaviour toward risk. *The Review of Economic Studies*. pp. 65-86.
- [98] TORRES, GABRIEL Y OLARTE ANA. 2009. Valor en riesgo desde un enfoque de cópulas. *AD-MINISTER Universidad EAFIT*. 15. 113-136.
- [99] TREYNOR, JACK L. 1961. Market Value, Time, and Risk. *Unpublished manuscript*. No. 95-209.
- [100] YANAGIMOTO, TAKEMI Y OKAMOTO, MASASHI. 1969. Partial orderings of permutations and monotonicity of a rank correlation statistic. *Annals of the Institute of Statistical Mathematics*. Vol. 21. Issue 1. pp. 489-506.
- [101] Yahoo Finanzas, www.finance.yahoo.com