

MEDICIÓN DE CONTAGIO E INTERDEPENDENCIA FINANCIEROS MEDIANTE CÓPULAS Y EVENTOS EXTREMOS EN LOS PAÍSES DE LA AMÉRICA LATINA*

*Miguel Chirinos G.***

RESUMEN

En este artículo se mide la interrelación y transmisión de choques que existe entre los mercados financieros de la América Latina. El indicador más utilizado ha sido el coeficiente de correlación; el principal problema de éste es que no es robusto a la heteroscedasticidad. En el trabajo empírico, muchos autores definen la mutua dependencia según el indicador y los objetivos que esperan alcanzar. Nuestro trabajo propone las cópulas y los eventos extremos como mediciones de la mutua (inter) dependencia de los mercados; estos indicadores presentan ventajas, tanto para la diversificación como del valor en riesgo (VR) de la cartera, frente al coeficiente de correlación cuando es utilizado para los fines mencionados.

ABSTRACT

This paper measures the interdependency and transmission of shocks between a sample of financial markets in Latin American. Our results favor the use of copulas and extreme events theory for the computation of mutual (inter) dependence of

* *Palabras clave:* cópulas, correlación, eventos extremos, interdependencia, contagio. *Clasificación JEL:* C14, C38, G11, G14, G32. Artículo recibido el 23 de septiembre de 2011 y aceptado el 25 de enero de 2012. Agradezco los comentarios de dos dictaminadores anónimos de EL TRIMESTRE ECONÓMICO y el apoyo de Javier Ortiz. Los errores que subsisten son propios y no comprometen a las personas mencionadas ni a la UNMSM.

** Universidad Nacional Mayor de San Marcos, Perú (correo electrónico: mchirinosg@correo.unmsm.edu.pe).

markets. We show that these techniques provide more accurate measurements in portfolio diversification and Value-at-Risk calculations, vis-à-vis the use of correlation coefficients, which stand as the most popular instrument used in the literature.

INTRODUCCIÓN

En este artículo se estudia el efecto de los choques surgidos en mercados externos dentro de las economías nacionales de varios países de la América Latina. Tradicionalmente, el contagio se ha medido como el cambio en el coeficiente de correlación de varias economías, después de un choque en un país; aquí aplicamos dos indicadores distintos: las cópulas y los eventos extremos. Son diversas las explicaciones y los canales de transmisión de estos choques. La medición de estos hechos, en este documento, está restringida a las repercusiones que generan en el mercado bursátil.

La manera tradicional de medir el contagio de los mercados financieros ha sido por medio de los cambios observados en el coeficiente de correlación de Pearson. Si el coeficiente de correlación es mayor durante los periodos de crisis, en relación con los valores de los coeficientes en el periodo anterior y en el posterior, entonces se concluye que hubo contagio; esto es, se compara el coeficiente de correlación condicional con el no condicional. Forbes y Rigobon (2002) señalan que, cuando existe heteroscedasticidad, la prueba indica que hubo contagio cuando en realidad la integración entre los países sigue siendo la misma; señalan que el “contagio” puede ser consecuencia de la gran “interdependencia” que existe entre dos economías en todos los estados de la naturaleza. Boyer, Gibson y Loretan (1999), Loretan y English (2000) y Costinot, Roncalli y Teileyche (2000) presentan situaciones en las que el coeficiente de correlación indicaría la presencia de contagio cuando no existe un cambio en la dependencia de las economías.

Por otra parte, existe una propuesta que señala que todo choque que incrementa la probabilidad de un evento extremo, dada la ocurrencia de otro en una economía externa, debe ser considerado contagio debido a que el coeficiente de correlación (al ser constante) no capta la posibilidad de que un evento extremo ocurra en la economía nacional.

Este artículo ha sido dividido en cuatro partes. En la sección I se presenta los estudios anteriores acerca de contagios en la América Latina y las posibles causas de las crisis. En la segunda se muestra un primer indicador: los coeficientes de correlación de los mercados de valores. En la tercera se

utiliza las cópulas para medir el grado de dependencia entre varios países latinoamericanos. En la cuarta se mide el efecto de un evento extremo en el resto de las bolsas. Al final se presenta las conclusiones.

I. ANTECEDENTES HISTÓRICOS

Los eventos de transmisión de choques adversos (contagio) y de pánicos financieros tienen larga data en economía. Reinhart, Kaminsky y Vegh (2002) señalan que los contagios financieros impulsados por anuncios de devaluación o incumplimiento en los pagos de deuda (*default*) han ocasionado inmediatas reacciones adversas en cadena durante los pasados 200 años, incluso sugieren la posibilidad de que este periodo sea mayor.¹ El primer episodio de incumplimiento o mora se lo atribuyen a Perú en 1826. Perú proclamó su independencia en julio de 1821, en diciembre de 1824 se firmó la capitulación del ejército español, en abril de 1826 se anuncia la mora. Reinhart *et al* (2002) afirman que el mecanismo de transmisión fue el mercado inglés de tenedores de deuda de la América Latina, por medio de éste se afectó el precio de la deuda de otros países recién independizados; a fines de 1828 todos los países de la América Latina a excepción de Brasil cayeron en moratoria. En el mismo sentido, Bordo y Eichengreen (1999) señalan que en 1825 los capitales británicos sufrieron la primera crisis debido a que realizaron malas inversiones en acciones y bonos comprados en la América Latina; estos autores realizan una revisión de otras crisis financieras. La segunda se dio en 1873, después de los préstamos de los decenios de 1850 y 1860 que tenían por finalidad financiar la construcción de ferrocarriles. La tercera se inició en el decenio de los ochenta, que tuvo por objetivo financiar el desarrollo de Argentina y Uruguay; la crisis se presentó en 1890 llevando a la insolvencia del Baring's. Taylor (2003) hace una revisión de las emisiones de deuda soberana desde la independencia de los países de la América Latina, y también hace un recuento de los incumplimientos de deuda.

Las crisis de la América Latina no fueron las únicas ni las primeras. Haulman (2008) señala que “el pánico” de 1819 habría sido la primera y más profunda crisis del siglo XIX; por su parte, Bordo y Eichengreen (1999) señalan que los créditos otorgados en los Estados Unidos, en los decenios de 1820

¹ Reinhart y Rogoff (2009) hacen un análisis cuantitativo de todas las crisis europeas desde las guerras napoleónicas, incluso se remontan hasta el siglo XII en China y la Europa medieval.

y 1830, terminaron con la depresión de 1837-1843. La siguiente crisis se presentó en el decenio de los noventa, causada por la fuga de capitales ante el temor de que se abandonara el patrón-oro. Bordo (2003) analiza las crisis financieras en los Estados Unidos y en Inglaterra; señala que en los pasados 200 años (hasta 2003) los Estados Unidos habían tenido 20 desplomes en su mercado de valores. En el caso de Inglaterra, padeció la burbuja de los Mares del Sur (*South Sea Company*) que estalló en 1720. Bordo (2003) afirma que el regreso del patrón-oro (convertibilidad) en el segundo decenio del siglo XIX, seguido por una política monetaria laxa y de inversiones especulativas, llevaron a la crisis financiera de 1825-1826; Neal (1998) sostiene las mismas propuestas, pero además compara esta crisis con otras ocurridas en el mismo país en los periodos de posguerra mundial. Klindenberg y Aliber (2005) construyen una clasificación de las 10 grandes crisis financieras; la primera es la Burbuja de los Tulipanes en 1636, en Holanda. En 1720 clasifican a dos: la de los Mares del Sur y la de la Compañía Mississippi (*Mississippi Company*) elaborada por John Law.

Rigobon (2002) y Li (2009) afirman que los primeros en utilizar el cambio en el coeficiente de correlación como una medida de contagio fueron King y Wadhvani (1990). Estos autores establecieron un modelo de expectativas racionales en el que los agentes económicos utilizan información imperfecta para determinar los precios. En este modelo, dos mercados de valores operan con diferentes horarios (mientras uno está cerrado, el otro puede estar negociando); los precios de los activos (en cada uno de los mercados) dependen de información pertinente (de los fundamentos) generada en su propio mercado, de información generada en el otro mercado y de los errores idiosincrásicos. Los agentes intentan inferir la información pertinente del otro mercado por medio de los cambios en los precios de negociación. Al contener información idiosincrásica, la variación de los precios causada por ésta será tomada como un cambio en información pertinente por el otro mercado (debido a que no puede observarla directamente) y se producirá un incremento de precios; provocando el incremento de la correlación y, consecuentemente, del contagio. Se proponen dos escenarios: *i*) existe una sobreposición parcial de las horas de negociación; *ii*) cuando un mercado está abierto, el otro está cerrado. En el aspecto empírico, estiman la volatilidad intradiaria durante las horas que operan simultáneamente las bolsas de Nueva York y Londres, encuentran que el coeficiente de correlación de los índices de mercado se incrementa de 0.270 a 0.379. Señalan los autores

que el día del desplome (19 de octubre de 1987) una hora después del inicio de las operaciones, más de la tercera parte de las acciones que componen el índice Dow Jones no pudieron iniciar su negociación, por lo que el mencionado índice puede estar distorsionado. En su análisis, estiman el coeficiente de correlación para tres periodos: *i*) del 1 de julio al 16 de octubre de 1987; *ii*) del 19 de octubre al 30 de noviembre de 1987, y *iii*) del 1 de diciembre de 1987 al 28 de febrero de 1988. Dependiendo de la información utilizada,² el coeficiente de correlación se incrementa de 0.270 a 0.478 (0.379),³ del primer al segundo periodo, y desciende a 0.194 al tercer periodo; durante la semana del desplome el coeficiente se incrementó hasta 0.750 (0.649).⁴ Debemos resaltar que el periodo de crisis fue determinado por los autores (exógenamente).

Los antecedentes del estudio de los mercados externos mediante el coeficiente de correlación pueden remontarse al decenio de los setenta del siglo XX, incluso a años anteriores. En el decenio de los sesenta se tenía por sentado que la inversión internacional se determinaba por el diferencial de tasas de interés; los capitales se movían hacia el país que mayor tasa de interés presentara. La inversión extranjera en países que no tenían el mayor diferencial se consideraba una excepción a la regla; en este sentido, comenzó a observarse inversión europea en los Estados Unidos,⁵ lo que llamó la atención.

Grubel (1968), Lee (1969) y Levy y Sarnat (1970) desarrollan modelos en los que proponen las ventajas de la diversificación internacional;⁶ lo que explicaría el hecho de que se mantuviera inversiones en países con diferentes tasas de interés. En el artículo de Grubel se construye una cartera con 11 países; sólo cinco de los coeficientes de correlación mensual son estadísticamente significativos en el periodo 1959-1966: los Estados Unidos con Canadá (0.70), con el Reino Unido (0.24), con la Alemania Occidental (0.30), con Francia (0.19) y con Holanda (0.21). En el artículo de Levy y Sarnat (1970) se construye una cartera óptima de un conjunto de 28 países,

² Debido a la distorsión que presentaría el índice Dow Jones, los autores utilizan otras series. Véase mayores pormenores en King y Wadhvani (1990), p. 23.

³ La información entre paréntesis corresponde al coeficiente de correlación estimado con una segunda serie de otros datos. King y Wadhvani (1990), p. 23.

⁴ Véase los otros resultados en King y Wadhvani (1990).

⁵ Véase mayores referencias respecto a este punto en Grubel (1968). Miller y Whitman (1970) revisan la bibliografía y el marco teórico que plantea que el flujo es debido al diferencial de tasas de interés.

⁶ Roy (1952) ya había estudiado las ventajas de la diversificación de la cartera.

entre los que se encuentran los cinco recién mencionados y cuatro latinoamericanos; los coeficientes de correlación anual en el periodo 1951-1967 no fueron sometidos a pruebas estadísticas. El coeficiente de correlación de los Estados Unidos con Canadá fue 0.81; con el Reino Unido, 0.26; con Alemania, 0.43; con Francia, 0.34; con Holanda, 0.53. La cartera óptima queda conformada por nueve países;⁷ llaman la atención que Canadá, teniendo un coeficiente de 0.81, no forme parte de la cartera eficiente y que ésta sea reducida a nueve países. Señalan que la exclusión de Canadá se debe a que es un “activo dominado” por los Estados Unidos, por lo que la presencia de este último genera que sea excluido; Ortiz, Chirinos y Hurtado (2010) sostienen que a pesar de ser dominado el activo podría ser incluido en la cartera óptima, lo relevante es el riesgo aportado a la cartera y no el riesgo individual.⁸

Al comenzar el siguiente decenio, surgieron una plétora de trabajos que intentaban medir la interdependencia de los mercados internacionales,⁹ los cuales detectaron que las covarianzas de los mercados no eran constantes; Grubel y Fadner (1971), Agmon (1972) y Panton, Lessig y Joy (1976) son algunos estudios que encuentran que la interdependencia no es constante. Grubel y Fadner (1971), utilizando información de los mercados de valores del 1 de enero de 1965 al 30 de junio de 1967, calculan coeficientes de correlación con información de frecuencia semanal, mensual y trimestral para los Estados Unidos, Inglaterra y Alemania. En su análisis concluyen que los coeficientes de correlación incrementan al aumentarse el periodo muestral utilizado para la estimación. En el mismo sentido, encuentran que el coeficiente de correlación de los valores estadounidenses se incrementa cuando aumenta el periodo de la frecuencia: los coeficientes trimestrales son mayores a los mensuales; el coeficiente de correlación de empresas de la misma industria es mayor cuando las empresas son del mismo país que cuando son de diferentes nacionalidades.

El índice de correlación de los mercados estadounidense y alemán se incrementa de 0.05 a 0.28 si se cambia de la frecuencia mensual a la trimestral; con el índice del Reino Unido pasa de 0.21 a 0.42, al cambiar la frecuencia de mensual a trimestral. Señalan que los rendimientos de las empresas na-

⁷ Véase pormenores de la composición en Levy y Sernat (1970), p. 672.

⁸ Ortiz *et al* (2010) analizan de manera más detallada una situación similar en el caso peruano. La exclusión sería explicada, precisamente, por la alta correlación entre los índices.

⁹ Paralelamente surgieron trabajos que revisaban el cambio de las β de los activos internos estadounidenses. Consúltense Blume (1971, 1975) y Levy (1971), entre otros.

cionales se encuentran más correlacionados debido a los efectos de la política económica, factores que afectan todo el mercado; en el corto plazo los rendimientos pueden ser afectados por factores específicos a la empresa o a la industria. La mayor correlación con los índices del exterior estarían explicados por el ciclo económico y factores de largo plazo.

Agmon (1972) estudia los coeficientes de correlación de los índices de los mercados de valores de los Estados Unidos, el Reino Unido, Alemania y Japón; la información corresponde a los rendimientos mensuales de 1955 a 1966. En este artículo se aprovecha la equivalencia entre los modelos de evaluación de activos de capitales (CAPM) y el llamado “modelo de mercado”;¹⁰ este modelo supone que existe un factor común a los mercados que determina el rendimiento de los activos; en este estudio se toma el índice del mercado de valores estadounidense como el factor que influye en los rendimientos de valores en los otros mercados. Agmon (1972) encuentra que la relación entre los Estados Unidos con Alemania y con Japón no fue estable entre los periodos 1955-1961 y 1961-1966; indica que el incremento en la relación estaría reflejando que las economías se moviesen hacia una mayor interdependencia. La relación con el Reino Unido fue estable en ambos periodos.

Panton, Lessig y Joy (1976) realizan pruebas estadísticas para determinar si el coeficiente de correlación es estable o cambia en el tiempo. Su análisis está basado en el agrupamiento o conglomerado (*cluster*). En una población de tamaño n intentan hallar a dos miembros que presenten características similares de acuerdo con un criterio de selección (en su investigación fue el coeficiente de correlación); determinados los individuos, éstos pasan a ser un nuevo individuo reduciendo la población a $(n - 1)$ individuos, el proceso se repite hasta reducir la población a un solo individuo o a un número predeterminado. En la parte empírica utilizan información del periodo 1962-1973 para 12 países; calculan los rendimientos semanales de los índices del mercado de valores de los países seleccionados, luego calculan el coeficiente de correlación de los rendimientos por periodos de 1 a 5 años. Los coeficientes de correlación pueden estar calculados para periodos sobrepuestos; esto es, si se calcula el coeficiente de correlación del periodo trianual 1963-1965, el siguiente correspondería al periodo 1964-1966. Calculados los coeficientes encuentran ciertas pautas de agrupamiento; por ejemplo los

¹⁰ Véase una mayor exposición del tema en Sharpe (1964).

Estados Unidos y Canadá siempre presentan altos valores para el coeficiente independientemente de la longitud y periodo elegidos; esto llevó a que sean los primeros en formar un agrupamiento. Los coeficientes de correlación calculados fueron sometidos a pruebas estadísticas de estabilidad; los coeficientes de un periodo fueron sometidos a pruebas estadísticas cuyas hipótesis nulas planteaban el cambio de un periodo respecto al adyacente; las pruebas se realizaron para coeficientes de 1 a 5 años. Para periodos de un año la prueba era para el bienio 1964-1965, luego 1966-1967, hasta completar todos los pares consecutivos posibles; en el caso de trienio algunas de las pruebas correspondieron a los periodos 1963-1965 y 1966-1968, 1964-1966 y 1967-1969, agotando todas las combinaciones; en el caso del quinquenio fue 1962-1967 y 1968-1973. Concluyen que ciertos países tienen economías bastante interdependientes; sin consideración del criterio elegido siempre tenderán a formar grupos (*clusters*) debido a la interdependencia. En lo referido a la estabilidad, afirman que para las pruebas anuales rechazan estadísticamente los cambios; sin embargo, para la prueba quinquenal el estadístico no es concluyente lo que es tomado como un indicador de que en el largo plazo la interdependencia varía.

En el segundo quinquenio del decenio de los setenta surgen una serie de artículos que realizan pruebas más directas en el comportamiento del coeficiente de correlación. Maurent y Joy (1976) analizan el cambio de la interdependencia de cinco de los países fundadores de la Comunidad Económica Europea¹¹ con los Estados Unidos, mediante una regresión lineal de los índices de los mercados de valores de los Estados Unidos y los otros miembros de la Comunidad, encontraron que la interdependencia de los miembros de la Comunidad se incrementó; los datos corresponden a los rendimientos mensuales de 1961 a 1970; la muestra fue dividida en dos quinquenios y se le aplicó el estadístico de Chow (cambio de parámetros) para determinar la mayor interdependencia.

Haney y Lloyd (1978) utilizan el coeficiente de correlación como medida de interdependencia; utilizando una prueba estadística determinan que más de 90%, de todos los coeficientes que presentaron cambios, éstos fueron positivos, lo que indica una mayor interdependencia. La muestra elegida corresponde a los índices del mercado de valores de 22 países, para el periodo de enero de 1966 a junio de 1975; para la muestra completa, 37% de

¹¹ Véase mayores detalles de los países utilizados en la muestra y la forma de agregación en el artículo de Maurent y Joy (1976).

los coeficientes fueron estadísticamente significativos; para comprobar el cambio la muestra fue dividida en dos.¹²

Erb, Harvey y Viskanta (1994) utilizando rendimientos mensuales para el periodo 1970-1993 estiman coeficientes de correlación sobrepuestos (*rolling over*) para 1, 3 y 5 años, encuentran que los coeficientes han ido aumentando pero en los últimos años (de la muestra) parecen ser menores para algunos países; utilizando la semicorrelación¹³ determinan que el coeficiente de correlación es más alto durante las fases de crecimiento que durante los periodos de recesión, incluso cuando existe desfase en los ciclos económicos es menor que los dos anteriores, y concluyen que las carteras de inversión deben ser construidas teniendo en cuenta el coeficiente de correlación esperado. Solnik, Boucrelle y Le Fur (1996) llegan a conclusiones similares: durante los 37 años de su muestra¹⁴ el coeficiente de correlación de los mercados de valores aumentó pero en los últimos 10 (de su periodo de análisis) no muestra incrementos; también encuentran que la correlación de los mercados es mayor en periodos de alta volatilidad. El análisis se extendió a los mercados de bonos de internacionales, y señalan que la correlación entre los mercados de renta fija no es tan alta como en el mercado de valores y, más importante, parece no seguirlo en periodos de alta volatilidad; esto representa una ventaja para la diversificación. Esta definición de contagio ha recibido numerosos cuestionamientos. Forbes y Rigobon (2002) señalan que cuando la serie presenta heteroscedasticidad, el coeficiente de correlación indica la presencia de contagio sin que haya un cambio en el proceso generador de datos y consecuentemente en la verdadera correlación de mercado. En cierta medida, este resultado es esperado debido a que, a pesar de ser lineal la relación, el coeficiente de correlación supone que los errores tienen distribución normal y son homoscedásticos; supuesto que es roto debido a la presencia de heteroscedasticidad. Para que este coeficiente mantenga su eficacia los autores proponen un factor de corrección de manera que mantenga su validez.

Forbes y Rigobon (2002) encuentran que la crisis del mercado de valores estadounidense generó cuatro episodios de contagio; al corregir por la presencia de periodos de alta volatilidad, este número se torna nulo. La

¹² La fecha de división, agosto de 1971, fue determinada por el abandono de la convertibilidad por los Estados Unidos.

¹³ La semicorrelación esta basada en la semivarianza. Se calcula la correlación cuando los rendimientos sólo son positivos y cuando sólo son negativos.

¹⁴ Utilizan información semanal y mensual de diciembre de 1958 a diciembre de 1995.

situación es similar respecto a la crisis generada por la devaluación del peso mexicano en 1994; cuando se corrige por el efecto del cambio en la volatilidad el número de episodios de contagio disminuye de 6 a 0. Corsetti, Pericoli y Sbracia (2005) señalan que la corrección que introducen Forbes y Rigobon (2002) en la crisis de Hong Kong, que reduce el número de casos de contagio de 15 a 1, está sesgada por la arbitraria restricción en la varianza generada por choques específicos; esto es, debido a que fallan en distinguir entre los componentes específicos y comunes (a cada país) en los rendimientos de mercado se introduce un sesgo hacia la hipótesis nula de no contagio y que al corregirlo el número de casos de contagio aumenta a 5.

Boyer *et al* (1999) demuestran que cuando la muestra es dividida, por criterios *ex post*, en grandes y pequeños valores de una de las series, se puede obtener conclusiones erróneas. El problema sería generado por el “sesgo de selección”. Mediante simulación demuestran que si la muestra es dividida, tomando como criterio el valor de la observación, el coeficiente de correlación mostrará cambios que indicarían evidencias de contagio cuando el proceso generador de datos es el mismo. Derivan, analíticamente, una relación entre el coeficiente de correlación condicional y el incondicional. Aunque siempre tendrán el mismo signo, la relación entre ambos estará determinada por la relación entre la varianza condicional y la incondicional: si la varianza condicional es mayor, el valor absoluto del coeficiente de correlación condicional será mayor al incondicional; si es menor, el valor absoluto del coeficiente de correlación condicional será menor al incondicional. Sólo serán iguales cuando la correlación sea perfecta ($|\rho| = 1$). Su estudio muestra que los coeficientes de correlación condicional estimados con valores extremos (grandes o pequeños) son mayores que los estimados con valores medios. Las conclusiones, obtenidas con los supuestos de distribución normal bivariada, es extendida para procesos GARCH(1,1), son las mismas: cambios en el coeficiente de correlación muestral no reflejan cambios en el incondicional.

En el aspecto empírico, utilizan las cotizaciones del marco alemán y del yen japonés en el mercado estadounidense; afirman que, considerando los cambios del coeficiente de correlación en las submuestras, no pueden concluir que exista un cambio en el proceso generador de datos. Loretan y English (2000) observan la relación establecida entre el coeficiente de correlación condicional y el incondicional; sostienen que ésta sobrestima el factor de correlación. En su teorema 1 establecen las condiciones con las cua-

les sería válido.¹⁵ En la parte empírica, realizan la aplicación para el caso de cambios de correlación en el mercado de bonos (tasas de interés), en el de acciones y, como en el artículo de Boyer *et al* (1999), en el mercado cambiario. Concluyen que en el caso de los bonos y las acciones no hubo cambios en los procesos generadores de datos, mientras que en el mercado cambiario hubo una posible variación temporal; este hecho habría sido ocasionado por la intervención coordinada de los bancos centrales después de la devaluación del peso en diciembre de 1994.

Bae, Karolyi y Stulz (2003) proponen otra manera de medir el contagio mediante un modelo *probit* multinomial; concluyen que el contagio (coincidencia de rendimientos extremos) es mayor dentro de la región, particularmente de la América Latina, y que estos valores extremos pueden ser predichos por la volatilidad regional, las tasas de interés y el tipo de cambio. Baig y Goldfajn (1999) analizan la crisis asiática de 1997 utilizando un modelo de vectores autorregresivos (VAR), encuentran que la correlación en el mercado de deuda se incrementó durante el periodo de crisis; similar fue la situación en el mercado cambiario. En el mercado de valores las conclusiones son mixtas, y en algunos países aumentó y en otros no.

Forbes y Rigobon (2000) revisan las definiciones y teorías del contagio en la bibliografía, clasifican estas últimas en dos categorías:¹⁶ contingentes a la crisis (*crisis-contingent*) y no contingentes a la crisis (*non crisis-contingent*). Señalan que la definición más frecuente en la bibliografía es la de dependencia (mutua) o vínculos de los mercados (*cross-market linkages*) que puede ser medida por varios estadísticos como la correlación de los activos (acciones o bonos), el incremento de la probabilidad de un ataque especulativo o la trasmisión de choques o volatilidad. Formulan otra definición de contagio; la llaman “contagio-cambio” (*shift-contagion*) con la intención de diferenciarla de la definición previa y evitar determinar cómo se produjo el cambio en el estadístico; destacan las ventajas de la definición introducida: se instrumenta directamente en un estadístico, permite extraer recomendaciones de política y parece bastante intuitiva. Esta definición de contagio tiene detractores, quienes proponen que cualquier choque que provoque un cambio en el indicador elegido debe ser considerado contagio. Señalan que algunos economistas plantean que la definición requiere conocer

¹⁵ En resumen, la distribución es normal bivariada, con marginales normales. Véase más detalles en el referido teorema. Loretan y English (2000).

¹⁶ Previamente, Rigobon (1999) había utilizado las mismas categorías.

el mecanismo mediante el cual se propaga el choque; sólo ciertos tipos de choques constituirían contagio, los transmitidos mediante comportamientos irracionales o el de manada (*herding behavior*). Remarcan que, en ciertas circunstancias, los estadísticos pueden indicar un cambio en el grado de dependencia en las economías cuando en realidad los vínculos no han sido alterados; utilizan el término “interdependencia” para describir la situación en la cual dos economías están altamente integradas (presentan comovimientos) en todos los estados de la naturaleza.

Las teorías contingentes a la crisis (*crisis-contingent*) son las que explican los cambios de mecanismos durante los periodos de crisis. Las teorías no contingentes a la crisis (*non crisis-contingent*) suponen que los mecanismos de transmisión son los mismos durante los periodos de crisis que durante periodos más estables. Evidencia estadística de contagio-cambio (*shift-contagion*) validaría las variantes de las teorías contingentes a la crisis, mientras que la falta de evidencia apoyaría las teorías de las no contingentes a la crisis. Las teorías contingentes a la crisis son clasificadas dentro de tres mecanismos de transmisión: *i*) múltiples equilibrios, *ii*) choques endógenos de liquidez y *iii*) contagio político. En los tres casos las crisis son transmitidas por canales que no existían en periodos anteriores a la crisis; desde esta perspectiva, las teorías explican la existencia de un contagio-cambio. Puntualiza Rigobon (1999) que los mecanismos de transmisión son de corta duración y que los mismos se incrementan durante la crisis. Las teorías no contingentes a la crisis son clasificadas en cuatro categorías: *i*) comercio internacional, *ii*) coordinación de políticas, *iii*) aprendizaje o mecanismo de reevaluación de países y *iv*) choques globales. Estos canales de transmisión son llamados vínculos del sector real. Estas teorías asumen que los mercados de valores están integrados, por lo que al instrumentar las pruebas estadísticas se tendría que considerar la endogeneidad. Los mecanismos de transmisión son los mismos durante los periodos de crisis y en los de estabilidad, lo que implica que los choques positivos y negativos serán simétricos. Esta situación corresponde a lo que se ha definido como alta “interdependencia”.

En la parte empírica, cuatro han sido las maneras de abordar el problema de la instrumentación de las pruebas estadísticas. La más usada ha sido la medición por medio del cambio en el coeficiente de correlación del rendimiento de activos en dos mercados; se compara el coeficiente durante el periodo de crisis con el mismo en periodos de estabilidad; si existe incremento entonces existe contagio. La segunda estrategia ha sido medir la transmisión de la

volatilidad (crisis) de un país a otro con la estimación de las matrices de varianzas y covarianzas empleando modelos ARCH/GARCH. La tercera manera ha sido modelos específicos con supuestos simplificadores y eventos exógenos y medir directamente los cambios en los mecanismos de propagación de la crisis; por lo general eventos (noticias) en un país generan la probabilidad de crisis en otro. La cuarta ha sido la medición de los cambios en las relaciones de largo plazo por medio de vectores autorregresivos (VAR); esta aproximación supone que las relaciones son de largo plazo por lo que no es adecuada para medir el contagio como un incremento en el coeficiente de correlación.

II. UN PRIMER INDICADOR: EL COEFICIENTE DE CORRELACIÓN

Son varias las maneras de medir el contagio; en esta sección presentamos un primer indicador: el coeficiente de correlación, de los rendimientos mensuales, de los mercados de valores de varios países de la América Latina. La muestra de los países incluidos en nuestro estudio es mostrada en el cuadro 1 y es reflejo de los países analizados en trabajos anteriores.

Estudios anteriores han incluido países latinoamericanos, en la mayoría de los casos se estudiaba la inclusión de éstos en la cartera óptima; pocos han tenido como objetivo de estudio la interrelación entre los países de esta región. Levy y Sarnat (1970) estudian 28 países, entre los cuales incluyen cuatro latinoamericanos (4, 6, 7, 8);¹⁷ en la cartera óptima sólo se incluyen dos (6, 8). Lessard (1973) estudia cuatro países latinoamericanos (1, 2, 3 y 4);

CUADRO 1. Países estudiados. Información a diciembre de 2010^a

(Miles de millones de dólares)

Países	Producto	Capitalización bursátil	Negociación diaria promedio (millones de dólares)
1. Argentina	368.7	63.9	15.5
2. Brasil	2 087.9	1 454.6	3 517.5
3. Colombia	288.2	208.5	115.4
4. Chile	212.7	341.8	216.1
5. Ecuador	58.0	5.3	0.7
6. México	1 034.8	454.3	470.8
7. Perú	157.0	103.3	20.0
8. Venezuela	391.8	4.0	80.4

^a Los datos del producto así como toda la información de Ecuador y Venezuela fueron obtenidos del Banco Mundial. La información sobre capitalización bursátil y negociación fueron obtenidos de la World Federation of Exchange.

¹⁷ Los números corresponden al orden asignado en el cuadro 1, por ejemplo 1 representa Argentina.

CUADRO 2. *Coefficiente de correlación*
(Mensual 1992-2010)

	<i>Argentina</i>	<i>Brasil</i>	<i>Colombia</i>	<i>Chile</i>	<i>México</i>	<i>Perú</i>	<i>Venezuela</i>
Argentina	1.0000						
Brasil	0.2812	1.0000					
Colombia	0.3518	0.2501	1.0000				
Chile	0.4137	0.3841	0.2048	1.0000			
México	0.6114	0.3601	0.2329	0.4620	1.0000		
Perú	0.4097	0.4173	0.2281	0.4266	0.4321	1.0000	
Venezuela	0.2721	0.1151	0.2738	0.1674	0.2272	0.1512	1.0000

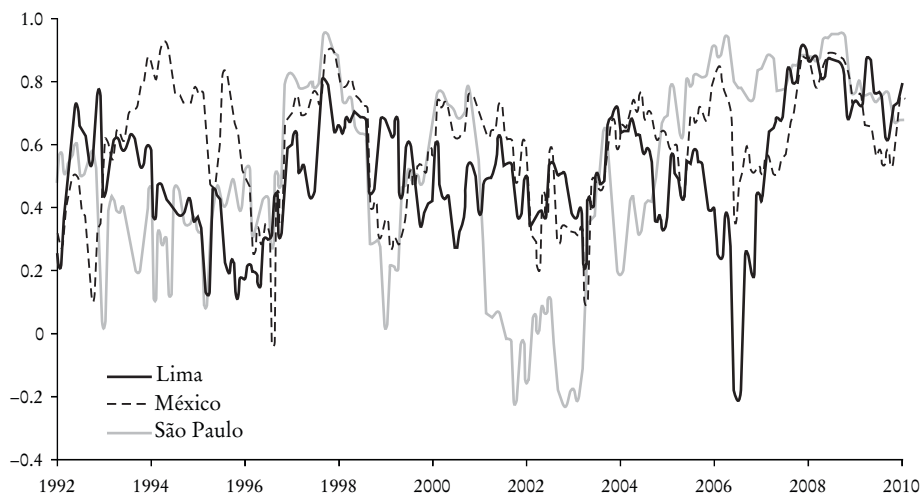
mediante componentes principales estudia la influencia común a los cuatro países. Haney y Lloyd (1978) estudian 22 países; dentro de su muestra se incluyen tres latinoamericanos (3, 7, 8); señalan que de la mayor parte de mercados que cambiaron su coeficiente de correlación, éste fue mayor que antes del cambio. Forbes y Rigobon (2000) analizan la interdependencia en los mercados de valores de 13 países en desarrollo; en este estudio se incluyen siete latinoamericanos (1, 2, 4, 5, 6, 7, 8); concluyen que la interdependencia es alta en todos los estados de la naturaleza. Forbes y Rigobon (2002) estudian el cambio del coeficiente de correlación originados por tres crisis en 25 países, se incluye cuatro latinoamericanos (1, 2, 4, 6); señalan que durante la crisis mexicana de 1994, el coeficiente de correlación indica que hubo contagio de 6 a 1 y 2 pero una vez corregido por heteroscedasticidad se concluye que sólo existe alta interdependencia.¹⁸

En el cuadro 2 se muestra el coeficiente de correlación mensual de los rendimientos, de enero a diciembre, para el periodo 1992-2010 entre los países de la muestra. Los coeficientes de correlación para los países de la muestra son todos positivos. Estos coeficientes estarían reflejando el comportamiento de “manada” (*herding behavior*) de los capitales internacionales al salir de toda la región cuando un choque adverso afecta a un país dentro de ésta, incluso cuando no presentan los mismos fundamentos. Costinot *et al* (2000) señalan que cuando es costoso desarrollar la supervisión en cada mercado es óptimo salir simultáneamente de un conjunto de mercados. Calvo y Mendoza (1997) establecen un modelo de inversionista global, en el que lo óptimo es el comportamiento de manada. Glick y Rose (1998)

¹⁸ Existen otros estudios un poco más puntuales, como el de Baig y Goldfajn (2000), que estudia la relación entre las crisis rusa y la brasileña. Nuestro hincapié será puesto en los países latinoamericanos.

GRÁFICA 1. *Coefficiente de correlación (12 meses) de bolsas de Argentina con Brasil, México y Perú*

(Diciembre)



señalan que las crisis son regionales debido a pautas de comercio; el estudio se centra en el contagio propagado mediante la balanza comercial y el tipo de cambio.

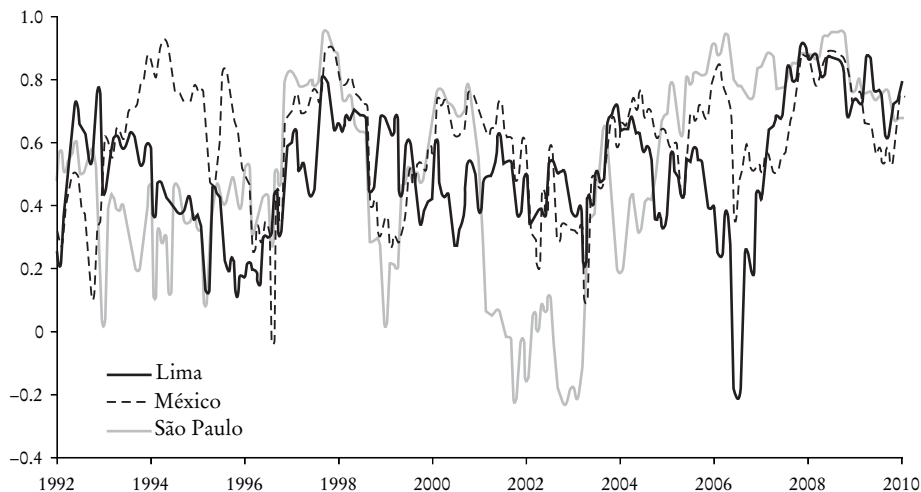
Como se observa en el cuadro 2 el coeficiente de correlación más alto corresponde a los mercados de Argentina y México, con 0.61, le siguen el de Chile con México (0.46) y el de México con Perú (0.43). Llama la atención que Argentina y Brasil no presenten un coeficiente de correlación más alto (sólo 0.28), teniendo en cuenta que pertenecen al Mercosur; este hecho podría explicarse, en parte, por la amplitud del periodo de análisis, en el que se han producido algunos cambios en los fundamentos.¹⁹

La gráfica 1 muestra el coeficiente de correlación de los rendimientos mensuales de los mercados de valores de Argentina con Brasil, México y Perú, para los últimos 12 meses. Como se observa, éstos no han permanecido constantes durante los pasados dos decenios. Uno de los aspectos más estudiados es si alguno de los coeficientes ha sufrido cambios debido a la volatilidad (heteroscedasticidad) o si sus cambios han sido en las relaciones de largo plazo; aquí el enfoque se centra en las uniones para establecer las

¹⁹ El coeficiente de correlación ha sido muy variable cuando se mide la correlación de 12 meses; el máximo se presentó en setiembre de 1998 (0.95) y el mínimo en octubre de 2003 (-0.23); véase gráfica 1.

GRÁFICA 1. *Coefficiente de correlación (12 meses) de bolsas de Argentina con Brasil, México y Perú*

(Diciembre)



relaciones de largo plazo entre los distintos mercados de valores y en los eventos extremos para estimar las pérdidas potenciales que pueden ocurrir en los mercados latinoamericanos cuando un país de la región sufre un choque adverso.

III. LA MEDICIÓN DE LA DEPENDENCIA MEDIANTE CÓPULAS

Las cópulas son medidas de dependencia de dos series estadísticas independientemente de su nivel o escala.²⁰ Sklar (1959) introdujo el término cópula para describir la función que vincula una distribución multivariada a sus distribuciones marginales. Sin embargo, Nelsen (2006) señala que el uso puede remontarse a Wassily Hoeffding, en sus trabajos de 1940 y 1941. Agrega que las aportaciones más destacadas fueron hechas por Fréchet en 1951. Durrleman, Nikeghbali y Roncalli (2000) afirman que toda la información respecto a la dependencia de las variables aleatorias está contenida en la cópula. Cherubini, Luciano y Vecchiato (2004) señalan que la principal ventaja de las cópulas es que permiten estudiar el problema de la distribución marginal independientemente de la especificación de los comovimientos del

²⁰ Véase una definición más rigurosa de cópula en Nelsen (2006) o Meucci (2005).

mercado y de la función de dependencia; esto es, no existe la necesidad de especificar la función de correlación o dependencia cuando se estudia las funciones marginales, la función de dependencia se aborda al introducir las cópulas.

Dadas dos funciones marginales f_X y f_Y , la cópula establece la relación que existe entre las distribuciones marginales y la distribución multivariada, tal como se refleja en la ecuación (1):

$$F(x, y) = C(F_X(x), F_Y(y)) \quad (1)$$

Sklar estableció la manera de imponer la dependencia entre variables aleatorias dadas sus funciones de distribución marginales; sin embargo, no estableció cómo elegir la óptima entre las que cumplen con las condiciones. Durrleman *et al* (2000) estudian la elección de la unión óptima; afirman que no existe un método riguroso para la elección de la familia de uniones que convergerá a la estructura subyacente en los datos. Agregan que dependiendo de la estructura elegida se puede obtener diferentes resultados, lo que podría originar sesgos en los mismos.

Costinot *et al* (2000) estudian tres métodos de estimación paramétrica: máxima verosimilitud (ML), función de inferencia para las marginales (IFM) —*inference functions for marginals*— y máxima verosimilitud canónica (CML) —*canonical maximum likelihood*—. También estudian la estimación de cópulas no paramétricas; desarrollan la cópula Deheuvels o empírica. Esta cópula converge hacia la estructura de dependencia subyacente; esto se debe a que no supone ninguna estructura o relación funcional de dependencia. En la parte empírica, utilizan una familia de cópulas arquimedianas; hallan la óptima como aquella que minimiza la norma discreta L^p .²¹

Es aceptado que las series financieras presentan periodos de alta volatilidad, seguidos de periodos de alta volatilidad y periodos de baja volatilidad seguidos de periodos de baja volatilidad; en estas circunstancias lo recomendado es modelar procesos ARCH (Engle, 1982) o GARCH (Bollerslev, 1986) para los rendimientos. Los estudios de Engle (1995) y Bollerslev *et al* (2010) muestran los avances habidos en este ámbito.

La gráfica 1 es indicador de cómo ha variado la correlación de los mercados financieros. Teniendo este aspecto en cuenta, por una parte se debe

²¹ Costinot *et al* (2000) sólo analizan tres tipos de éstas; Nelsen (2006) analiza 22 tipos de cópulas arquimedianas.

modelar los cambios en la correlación de los mercados financieros y, por la otra, se debe incorporar la presencia de heteroscedasticidad de los rendimientos. Las cópulas nos permiten abordar los dos problemas simultáneamente; esto es, primero se modela las funciones marginales y luego se halla la relación de dependencia de los mercados financieros de la América Latina. Para captar los cambios en el coeficiente de correlación se utilizará el coeficiente de correlación dinámico (*Dynamic Conditional Correlation*). Este coeficiente fue propuesto por Engle (2002); puede encontrarse sus antecedentes en Engle y Sheppard (2001) y en el coeficiente de correlación constante (*Constant Conditional Correlation*) de Bollerslev (1990).

Engle (2002) señala que el coeficiente de correlación, del periodo t , entre las variables r_1 y r_2 , viene dado por la siguiente ecuación:

$$\rho_{12,t} = \frac{E_{t-1}(r_{1,t}r_{2,t})}{\sqrt{E_{t-1}(r_{1,t}^2) E_{t-1}(r_{2,t}^2)}} \quad (2)$$

En esta definición la correlación condicional depende de la información conocida en el periodo anterior; el coeficiente se encontrará en el intervalo $[-1, +1]$. Engle (2002) intenta establecer una relación entre el coeficiente de correlación condicional y la varianza condicional; para ello trabaja con las desviaciones de los rendimientos; el rendimiento queda en función de la desviación estándar condicional ($h_t^{1/2}$) y de una perturbación que se distribuye como normal estándar (ε_t):

$$\begin{aligned} h_{i,t} &= E_{t-1}(r_{i,t}^2) \\ r_{i,t} &= \sqrt{h_{i,t}} \cdot \varepsilon_{i,t} \end{aligned} \quad i = 1, 2 \quad (3)$$

Sustituyendo (3) en (2), y teniendo en cuenta que la esperanza de ε^2 es la unidad, se obtiene la relación deseada:

$$\rho_{12,t} = \frac{E_{t-1}(\varepsilon_{1,t} \varepsilon_{2,t})}{\sqrt{E_{t-1}(\varepsilon_{1,t}^2) E_{t-1}(\varepsilon_{2,t}^2)}} = E_{t-1}(\varepsilon_{1,t} \varepsilon_{2,t}) \quad (4)$$

El proceso que sigue cada uno de los rendimientos de los activos puede ser descrito por el siguiente sistema de ecuaciones:

$$\begin{bmatrix} r_{1,t} \\ r_{2,t} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} E_{t-1} r_{1,t} + e_{1,t} \\ E_{t-1} r_{2,t} + e_{2,t} \end{bmatrix} \tag{5}$$

$$\begin{bmatrix} e_{1,t} \\ e_{2,t} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \sqrt{h_{1,t}} \cdot \varepsilon_{1,t} \\ \sqrt{h_{2,t}} \cdot \varepsilon_{2,t} \end{bmatrix} \tag{6}$$

$$\begin{bmatrix} h_{1,t} \\ h_{2,t} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \omega_{1,t} + \alpha e_{1,t-1}^2 + \beta h_{1,t-1} + \gamma e_{1,t-1}^2 1_{(e_{1,t-1} < 0)} \\ \omega_{2,t} + \alpha e_{2,t-1}^2 + \beta h_{2,t-1} + \gamma e_{2,t-1}^2 1_{(e_{2,t-1} < 0)} \end{bmatrix} \tag{7}$$

En la ecuación (5) se modela la esperanza porque en algunas ocasiones el rendimiento se modela como un proceso autorregresivo como opción a una esperanza constante, esto implicaría la estimación de un parámetro menos en el proceso ARCH.

En esta sección se estima las funciones marginales de distribución con la presunción de que el proceso GARCH que describe la evolución de las series de rendimiento es el mismo para todas; en esta situación, los choques adversos afectarían a todos los países de la muestra por tener el mismo proceso generador de datos. Una razón adicional para presumir procesos similares es el comportamiento manada de los inversionistas, quienes al salir simultáneamente de toda la región afectan a todas las bolsas.

La estimación de los parámetros se ha realizado con los algoritmos propuestos por Vogiatzoglou (2010). En la primera etapa se estima los procesos ARCH(1,1) para cada una de las bolsas; los errores se distribuyen con distribución t no central; se estima los grados de libertad y el parámetro de desplazamiento de la distribución t . Los errores obtenidos son estandarizados y transformados a la distribución uniforme considerando su distribución paramétrica. Las estadísticas básicas son mostradas en el cuadro 3. En este cuadro se presenta el rendimiento mensual promedio expresado en percentiles, al igual que la mediana, la desviación estándar, el coeficiente de asimetría, la *curtosis* y el valor de la probabilidad (valor p) de la prueba Jarque-Bera de normalidad (prueba JB).

Como se observa en el cuadro 3, los rendimientos no son normales. La prueba Jarque-Bera de normalidad es rechazada para todas las series; la

CUADRO 3. *Estadísticas básicas*

(Datos mensuales en percentiles)

<i>Bolsas</i>	<i>Media</i>	<i>Mediana</i>	<i>Desviación estándar</i>	<i>Asimetría</i>	<i>Curtosis</i>	<i>Prueba JB</i>
Argentina	0.0127	0.0132	0.1111	0.2118	5.9338	0.0000
Brasil	0.0639	0.0414	0.1664	1.7492	8.9220	0.0000
Colombia	0.0193	0.0144	0.0814	0.3271	4.3500	0.0019
Chile	0.0134	0.0089	0.0587	-0.3452	6.1170	0.0000
México	0.0171	0.0290	0.0807	-0.5557	4.0442	0.0018
Perú	0.0300	0.0176	0.1122	1.3142	9.0193	0.0000
Venezuela	0.0226	0.0101	0.1082	0.7977	5.8852	0.0000

última columna muestra la probabilidad de que la serie provenga de una distribución normal. En todos los casos la *curtosis* es mayor a 3, esto implica que las colas son más “pesadas” de lo esperado para una distribución normal; aunque existen varias distribuciones con esta característica,²² este hecho podría justificar usar la distribución *t* de Student. En algunos casos la asimetría es positiva y en otras negativas, cinco de los rendimientos de los latinoamericanos la presentan positiva y dos negativa. Una distribución adecuada para modelar las características presentadas por los rendimientos sería la *t* no central (sesgada).

El cuadro 4 muestra los parámetros estimados de los procesos ARCH; los valores entre paréntesis representan las desviaciones estándar de cada uno de los parámetros. El parámetro c_0 representa la tasa de interés esperada de la ecuación (5); en algunas ocasiones se estiman procesos autorregresivos en la tasa de interés. En la ecuación (6) ε se distribuye como *t* no central con ν grados de libertad y λ como parámetro de desplazamiento. La información corresponde a los rendimientos mensuales, en moneda nacional, de los correspondientes mercados de valores.

$$\log L(R_t, u_t) = -\frac{1}{2} \sum_{t=1}^T (\log |R_t| + \varepsilon_t (R_t^{-1} - I) \varepsilon_t) \quad (8)$$

en la que $u_t = \Phi(x_t)$, Φ es la función de distribución normal, $\varepsilon_t = \Phi^{-1}(u_t)$

²² Forbes *et al* (2011) estudian las distribuciones y muestran cómo se puede obtener una distribución asimétrica a partir de una normal. En Rachev (2003) se estudia aplicaciones de colas “pesadas” en finanzas.

CUADRO 4. *Parámetros estimados de procesos GARCH*

	<i>Argentina</i>	<i>Brasil</i>	<i>Colombia</i>	<i>Chiapas</i>	<i>México</i>	<i>Perú</i>	<i>Venezuela</i>
c_0	0.0160 (0.008)	0.0248 (0.006)	0.0208 (0.006)	0.0132 (0.004)	0.0211 (0.004)	0.0259 (0.007)	0.0213 (0.007)
ω	0.0023 (0.001)	0.0005 (3×10^{-4})	0.0013 (0.002)	0.0004 (1×10^{-4})	0.0003 (2×10^{-4})	0.0007 (5×10^{-4})	0.0001 (5×10^{-4})
α	0.1522 (0.113)	0.2339 (0.070)	0.0813 (0.063)	0.0842 (0.047)	0.1653 (0.066)	0.0667 (0.051)	0.1033 (0.064)
β	0.6661 (0.154)	0.7455 (0.059)	0.7160 (0.262)	0.8011 (0.065)	0.7792 (0.0789)	0.8745 (0.068)	0.8967 (0.066)
ν	5.6944	7.6904	6.3594 (2.317)	8.3747 (3.796)	99.984 (35.78)	3.6321 (0.767)	3.4582 (0.782)
λ	(1.679) -0.0530 (0.126)	(3.407) -0.1739 (0.114)	(2.317) 0.1315 (0.080)	(3.796) 0.0474 (0.156)	(35.78) -0.3582 (0.080)	(0.767) 0.1649 (0.075)	(0.782) 0.2512 (0.082)
Log L	193.59	173.64	256.16	334.20	271.40	216.74	218.40
AIC	-375.19	-335.28	-500.32	-656.40	-530.49	-421.49	-424.70
BIC	-354.61	-314.70	-479.75	-635.83	-510.22	-400.91	-404.21

denota el vector de residuos estándar transformados²³ y $|R_t|$ el determinante de la matriz de correlaciones.

$$\begin{aligned} \log L(R_t, \nu; u_t) = & -T \log \frac{\nu \left(\frac{\nu+n}{2}\right)}{\nu \left(\frac{\nu}{2}\right)} - pT \log \frac{\nu \left(\frac{\nu+1}{2}\right)}{\nu \left(\frac{\nu}{2}\right)} \\ & - \frac{\nu+n}{2} \sum_{t=1}^T \log \left(1 + \frac{\varepsilon_t' R_t^{-1} \varepsilon_t}{\nu}\right) - \sum_{t=1}^T \log |R_t| \\ & + \frac{\nu+1}{2} \sum_{t=1}^T \sum_{i=1}^n \log \left(1 + \frac{\varepsilon_{it}^2}{2}\right) \end{aligned} \tag{9}$$

en la que ε_t es definido de forma análoga a la ecuación previa, $\varepsilon_t = t_d^{-1}(u)$, ν representa los grados de libertad de la distribución t .

Los parámetros de las cópulas fueron estimados para la distribución normal multivariada, la cual está representada en la ecuación (8); estimados los parámetros de las funciones marginales, se requiere estimar la matriz de correlaciones (R_t). También se estimó la cópula multivariada para la distribu-

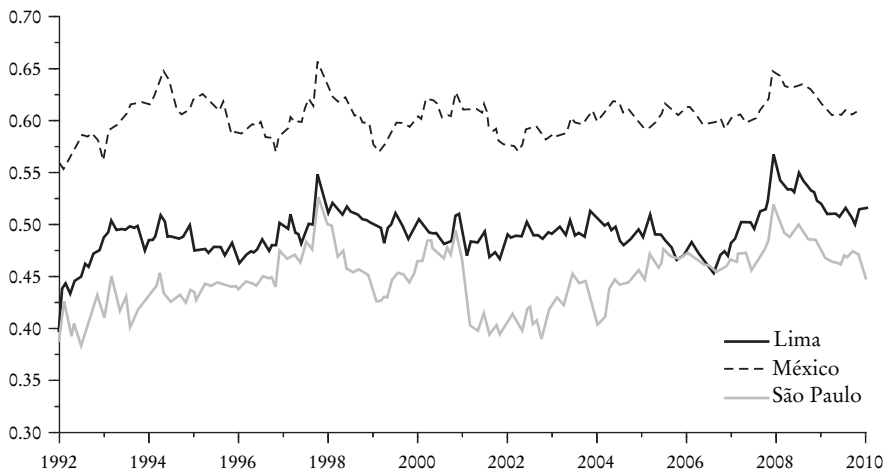
²³ Cabe precisar que las cópulas se estiman con distribuciones uniformes.

CUADRO 5. *Parámetros estimados de uniones*

<i>Parámetros</i>	<i>N-DCC</i>	<i>t-DCC</i>	<i>t</i>
ν		13.167 (3.657)	12.223 (3.160)
α	0.0128 (0.007)	0.0155 (0.008)	
β	0.8701 (0.059)	0.8629 (0.059)	
Log L	219.53	230.34	227.93
AIC	-435.06	-454.67	-453.86
BIC	-428.21	-444.38	-450.43

GRÁFICA 2. *Coefficiente de correlación de las bolsas de Argentina con Brasil, México y Perú*

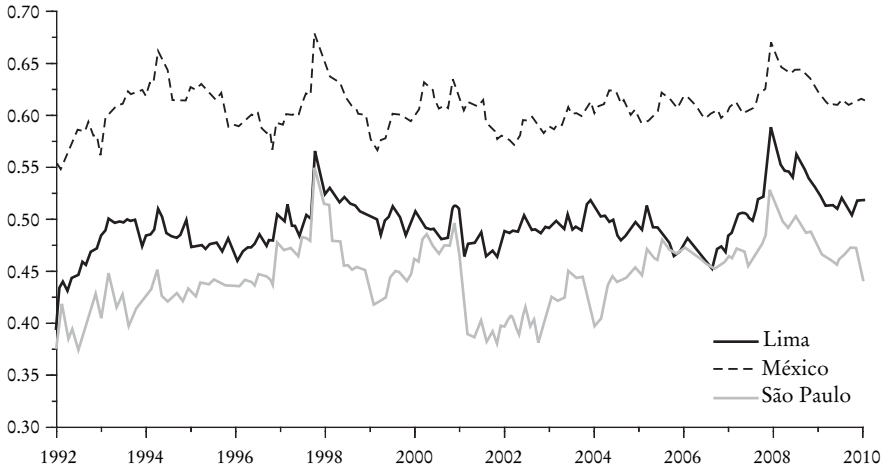
(Cópula normal-DCC)



ción t , ecuación (9); la estimación se realizó para las cópulas con coeficiente de correlación dinámico y estático, en ambos casos se estima el parámetro correspondiente a los grados de libertad (ν) y para la correlación dinámica los parámetros α y β , que corresponden al DCC(1,1). Los parámetros de las cópulas fueron estimados en dos etapas, siguiendo la propuesta introducida por Joe y Xu (1996) y Xu (1996) denominada función de inferencia para las marginales. En la primera etapa se estima los procesos de las funciones marginales de cada una de las series, en la segunda se estima los parámetros de la cópula; este método presenta ventajas respecto al procedimiento de hallar todos los parámetros de las cópulas en una etapa. Una vez estima-

GRÁFICA 3. *Coefficiente de correlación de las bolsas de Argentina con Brasil, México y Perú*

(Cópula t-DCC)



dos los parámetros de las funciones univariadas (cuadro 4), los parámetros utilizados como valores conocidos en la estimación de los parámetros de la cópula (cuadro 5).

El cuadro 5 muestra los resultados estimados para las uniones de las ecuaciones (8) y (9). Como se observa el menor valor de verosimilitud lo presenta la unión correspondiente a la cópula con distribución *t*-DCC (-230.3), le sigue el coeficiente de correlación *t* estático (-227.9); por su parte, la distribución normal multivariada (-219.5) muestra el mayor valor de verosimilitud.

La gráfica 2 muestra la evolución de los coeficientes de correlación mensual de los mismos países de la gráfica 1; los coeficientes estimados corresponden a la cópula normal multivariada. Como se aprecia, los coeficientes de correlación muestran un pequeño incremento en los últimos años respecto a los iniciales de la muestra; esta situación mostraría que existe una alta interdependencia. En el mismo sentido, validaría el comportamiento de manada mostrada por los capitales internacionales ante un choque en una de las economías latinoamericanas.

Cabe precisar que en las gráficas mostradas el coeficiente de correlación más bajo lo presentan Argentina con Brasil (0.358), tanto en la gráfica 2 como en la 3. Entre los países latinoamericanos el más bajo lo presentaron Chile y Venezuela con (0.082); Venezuela es el que presenta los coeficientes

de correlación más bajos. El coeficiente más alto entre los países de la América Latina corresponde al de Argentina con México (0.654) en septiembre de 1998, en noviembre del 1994 fue 0.644; esto se observa en la gráfica 2. El coeficiente más alto de la cópula t -DCC (gráfica 3) corresponde a Argentina con México (0.677) en septiembre de 1998; en noviembre de 1994 el valor del coeficiente fue 0.663.

IV. EFECTOS DE LOS EVENTOS EXTREMOS

En esta sección se analiza el efecto en las bolsas latinoamericanas de una gran fluctuación ocurrida en un mercado externo. De manera intuitiva se define un evento extremo²⁴ como aquel que tiene poca probabilidad de ocurrencia (eventos en las colas de la distribución); éste se manifiesta por medio de una declaratoria de impago (*default*), variaciones altas (positivas o negativas) en la bolsa, grandes depreciaciones (devaluaciones), cambios en precios de activos en la economía, salida de capitales y eventos similares.

Una de las definiciones más frecuentes de eventos extremos es la que considera la existencia de contagio cuando la probabilidad de un evento extremo en un mercado, condicional a la ocurrencia de un evento extremo en otro mercado, es positiva, por ejemplo Poon, Rockinger y Tawn (2004), Chan-Lau, Mathieson y Yao (2004); esto es, que la siguiente probabilidad exista y sea positiva:

$$P(X > x | Y > y) > 0 \quad (10)$$

Por otra parte, se señala que existe contagio si la probabilidad de ocurrencia de un evento extremo, condicionado a la ocurrencia de un evento extremo en otro mercado, es mayor que la probabilidad incondicional de la ocurrencia del evento extremo, por ejemplo en Costinot *et al* (2000):

$$P(X > x | Y > y) > P(X > x) \quad (11)$$

La ecuación anterior implica que la definición de contagio es simétrica:

$$P(Y > y | X > x) > P(Y > y) \quad (12)$$

esto es, la ecuación (11) se cumplirá si y sólo si se cumple la ecuación (12).

²⁴ Véase una definición formal de eventos extremos, con las condiciones que debe cumplir la función de distribución, en Gençay y Selçuy (2004), Embrechts, Klüppelberg y Mikosch (1998).

Costinot *et al* (2000) remarcan que un coeficiente de correlación constante no implica que no se presente contagio en la forma definida en la ecuación (11). Si además se tiene en cuenta el “sesgo de selección” de Boyer *et al* (1999), concluyen que el coeficiente de correlación no es un buen indicador de eventos de contagio. Poon *et al* (2004) afirman que el coeficiente de correlación lineal puede generar significativa subestimación de los riesgos extremos conjuntos.

Poon *et al* (2004) señalan que existe cuatro tipos de estructuras de dependencia: independencia, dependencia perfecta, independencia asintótica, dependencia asintótica. Son dos las medidas utilizadas para medir la dependencia y la independencia asintóticas ($\chi, \bar{\chi}$). Si X y Y son asintóticamente independientes se utiliza $\bar{\chi}$; si X y Y son asintóticamente dependientes se utiliza χ .

$$\chi = \lim_{s \rightarrow \infty} \frac{P(T > s, S > s)}{P(S > s)} \tag{13}$$

$$\bar{\chi} = \lim_{s \rightarrow \infty} \frac{2 \log P(S > s)}{\log P(S > s, T > s)} - 1 \tag{14}$$

en las ecuaciones anteriores T y S representan la transformación en distribuciones uniformes de las distribuciones de X y Y , s denota un límite superior o umbral (*threshold*).

X y Y son perfectamente dependientes para $\chi = 1$, asintóticamente independientes para $\chi = 0$ y asintóticamente dependientes para $\chi > 0$; de la ecuación (13) se obtiene que $0 \leq \chi \leq 1$. Si X y Y son asintóticamente independientes debe utilizarse $\bar{\chi}$ porque χ para un número finito de observaciones puede ser constante y positivo (distribución normal) cuando su límite es nulo ($\chi = 0$). Chan-Lau *et al* (2004) modifican un poco la presentación de las ecuaciones (13) y (14) y proponen tres pasos para estimar la dependencia.

$$\begin{aligned} \chi &= \lim_{u \rightarrow 1} P(W > u, Z > u) \\ &= 2 - \lim_{u \rightarrow 1} \frac{\log C(u, u)}{\log u} \\ &= \lim_{u \rightarrow 1} \chi(u) \end{aligned} \tag{15}$$

$$\begin{aligned}\bar{\chi} &= \lim_{u \rightarrow 1} \bar{\chi}(u) \\ &= \lim_{u \rightarrow 1} \frac{2 \log C(1-u)}{\log \bar{C}(u, u)} - 1\end{aligned}\tag{16}$$

En las ecuaciones anteriores W y Z son las variables X y Y transformadas a marginales Fréchet unitarias, $C(u, u) = P(W < u, Z < u)$ y $\bar{C}(u, u) = P(W > u, Z > u)$. En el primer paso se debe escoger el valor (u) del umbral; luego se calcula los valores de las ecuaciones (15) y (16); finalmente, si la hipótesis nula $\bar{\chi} = 1$ es rechazada el contagio es medido por $\bar{\chi}$, en caso contrario el contagio es medido por χ .

Poon *et al* (2004) introducen una metodología en dos etapas: en la primera, estiman $(\chi, \bar{\chi})$ por métodos no paramétricos; en la segunda, tomando las medidas de dependencia halladas en el paso previo, estiman la dependencia mediante una cópula paramétrica. Costinot *et al* (2000) señalan que las medidas de dependencia mencionadas padecen dos problemas: el primero es que al ser estimadas de las observaciones empíricas la relación de dependencia puede aparecer como constante y positiva, incluso para variables asintóticamente independientes; el segundo, mediante ejemplos muestran que los casos relevantes para estudiar la relación de dependencia entre eventos extremos no siempre son los asintóticos.

Para la estimación del parámetro de dependencia Chan-Lau *et al* (2004) transforman las distribuciones en uniformes; en estas circunstancias sólo se requiere contar las ocurrencias encima del umbral; el valor del umbral fue fijado de manera discrecional en 0.95. Danielsson, De Haan, Peng y Vries (2001) proponen metodologías para determinar el valor del umbral, vía minimización del error cuadrático medio. Hill (1975) propone una técnica no paramétrica cuyo valor depende de n , el tamaño de la muestra; Gençay y Selçuy (2004) señalan que la limitación de este estimador es que presenta una disyuntiva (*trade off*) entre reducción de sesgo o varianza.

Embrechts *et al* (1997) señalan que existen dos categorías para aplicar la teoría del valor extremo: modelos de grupo de máximos de bloques (*Block Maxima Group of Models*) y modelos de puntos sobre el umbral (*Peaks-Over-Threshold Models*). Este último grupo trabaja con dos tipos de modelos: los semiparamétricos y los paramétricos. En los semiparamétricos se ubica al estimador de Hill y sus opciones; en los paramétricos se ubica a la distribución generalizada de Pareto y sus variantes.

El teorema de Fisher y Tippett (1928) prueba que los máximos de una muestra se distribuyen asintóticamente como una distribución de valores extremos; esto es, como Gumbel, Fréchet o Weibull. Las cuales pueden ser derivadas de la distribución generalizada de valor extremo (*Generalized Extreme Value Distribution*) o GEV:

$$H_{\xi} = \begin{cases} \exp(-(1 + \xi x)^{1/\xi}), & \text{si } \xi \neq 0, \quad 1 + \xi x > 0 \\ \exp(\exp(-x)), & \text{si } \xi = 0 \end{cases} \quad (17)$$

en la que $\xi = 1/\alpha$ es un parámetro de forma y α representa el índice de cola (*tail index*) para las distribuciones Fréchet y Weibull.

Otro mecanismo para determinar el comportamiento de los valores extremos es tomar los valores que superan un umbral u . Un excedente ocurre cuando $X_i > u, i = 1, \dots, n$; si se define $y = X_i - u$, la función de distribución de los excedentes, dado u , viene dada por:

$$\begin{aligned} F_u(t) &= P(X - u \leq y | X > u) \\ &= \frac{P(X - u \leq y, X > u)}{P(X > u)} = \frac{F(y + u) - F(u)}{1 - F(u)} \end{aligned} \quad (18)$$

Teniendo en cuenta que $x = y + u$, para $X > u$, se cumple que:

$$F(x) = [1 - F(u)] F_u(y) + F(u) \quad (19)$$

Para un umbral u suficientemente alto, $F_u(t)$ converge a una distribución Pareto generalizada (*Generalized Pareto Distribution*), la cual es definida como:

$$G_{\xi, v, \sigma}(x) = \begin{cases} 1 - \left(1 + \xi \frac{x - v}{\sigma}\right)^{-\frac{1}{\xi}} & \text{si } \xi \neq 0 \\ 1 - e^{-(\xi - v)/\sigma} & \text{si } \xi = 0 \end{cases} \quad (20)$$

con dominio de x dado por:

$$x \in \begin{cases} [v, \infty] & \text{si } \xi \geq 0 \\ [v, (v - \sigma)/\xi] & \text{si } \xi < 0 \end{cases}$$

CUADRO 6. *Parámetros estimados de la DPG^a*

	<i>Cola inferior</i>		<i>Cola superior</i>	
	ξ	σ	ξ	Σ
Argentina	0.0508 (0.168)	0.0375 (0.008)	0.1757 (0.169)	0.0287 (0.006)
Brasil	0.0073 (0.193)	0.0409 (0.010)	0.1884 (0.096)	0.0362 (0.004)
Colombia	0.1273 (0.131)	0.0321 (0.006)	0.0954 (0.168)	0.0227 (0.005)
Chile	0.0722 (0.139)	0.0206 (0.004)	0.0555 (0.117)	0.0163 (0.003)
México	0.1241 (0.214)	0.0208 (0.006)	0.2537 (0.236)	0.0166 (0.005)
Perú	0.1654 (0.131)	0.0270 (0.004)	0.2866 (0.186)	0.0262 (0.006)
Venezuela	0.2300 (0.225)	0.0220 (0.006)	0.1678 (0.130)	0.0287 (0.005)

^a Los números entre paréntesis representan la desviación estándar.

Si $\nu = 0$ y $\sigma = 1$, la ecuación (20) representa la distribución Pareto generalizada (DPG) estándar. Existe una relación entre la DPG estándar $G_{\xi}(x)$ y la GEV $H_{\xi}(x)$; la cual establece que $G_{\xi}(x) = 1 + \log H_{\xi}(x)$ si $\log H_{\xi}(x) > -1$. Por el teorema de Balkema y de Haan (1974) y Pickands (1975), los excedentes —en condiciones ideales— se distribuyen como DPG al escoger ξ y establecer alto el umbral u .

La selección del umbral se realizó mediante la combinación del estimador de Hill, el promedio de excesos en el umbral y la gráfica de percentiles (*quantile-quantile plot*); el criterio más recomendado en la bibliografía es el método de observación visual del umbral, Embrechts *et al* (1997), Gençay y Selçuk (2004). Seleccionados los valores de los umbrales, tanto superior como inferior, se procedió a estimar la DPG; los resultados se presentan en el cuadro 6.²⁵

Los índices de cola estimados muestran que las distribuciones de los rendimientos son asimétricas. En el caso de Argentina, Brasil y Perú los parámetros estimados muestran que las colas superiores tienen más “peso” que las correspondientes inferiores; confirmando la asimetría mostrada en el cuadro 3 para los datos mensuales. En el caso de Chile se confirma la mayor ponderación de los resultados negativos mostrados en la información mensual. Colombia y Venezuela presentan sesgo positivo cuando se estudian los da-

²⁵ No se muestran los umbrales estimados ni las gráficas.

CUADRO 7. *Predicción de eventos con colas de 0.5%, intervalo de confianza de 95 por ciento*

	<i>Banda inferior</i>	<i>Rendimiento</i>	<i>Banda superior</i>
<i>Cola superior</i>			
Argentina	0.1418	0.1641	0.2162
Brasil	0.1838	0.2438	0.3364
Colombia	0.1053	0.1202	0.1526
Chile	0.0784	0.0884	0.1089
México	0.1017	0.1162	0.1538
Perú	0.1343	0.1595	0.2215
Venezuela	0.1446	0.1686	0.2238
<i>Cola inferior</i>			
Argentina	-0.2315	-0.1801	-0.1579
Brasil	-0.2268	-0.1782	-0.1561
Colombia	-0.1704	-0.1302	-0.1089
Chile	-0.1217	-0.0966	-0.0840
México	-0.1522	-0.1231	-0.1093
Perú	-0.1958	-0.1446	-0.1216
Venezuela	-0.1735	-0.1307	-0.1128

tos mensuales pero en el análisis de eventos extremos predominan los negativos; esta situación contrasta con la de México, país que presenta sesgo negativo en los datos mensuales y mayor ponderación de los eventos extremos positivos que los correspondientes negativos.

Los índices de la cola superior para México y Perú superan el 0.25, esto implica que las distribuciones de los rendimientos semanales no tienen cuarto momento; si el índice de cola (ξ) fuera mayor a 0.5 implicaría que las distribuciones no tienen segundo momento. El siguiente índice más alto es el de Venezuela con 0.23 para la cola inferior.

Una de las ventajas de ajustar los eventos extremos a distribuciones paramétricas es que se puede predecir la probabilidad de ocurrencia de eventos que incluso no se han observado. El cuadro 7 muestra el resultado de un evento con una cola de 0.5% con sus respectivas bandas de confianza a 95%; esto es, la probabilidad de un evento mayor a la predicción de la cola superior (mercado al alza) es 0.5%, asimismo la probabilidad de uno menor a la predicción de la cola inferior (mercado a la baja) es 0.5 por ciento.

El cuadro 7 muestra que con probabilidad de 0.5% las bolsas de la América Latina pueden presentar caídas (banda inferior de pérdidas) superiores a 15%; la excepción la constituiría Chile con una caída de hasta 12.2%,

la mayor caída semanal la presentaría Argentina (hasta 23.2%). México (15.2%) le sigue a Chile en el efecto de las pérdidas, mientras que en el otro extremo Brasil (22.7%) lo hace con Argentina. Respecto a las ganancias, las mayores en una semana las presentaría Brasil con 33.6%, le sigue Venezuela con 22.7%; las menores ganancias llegarían en Chile hasta 10.9% y 15.3% en Colombia.

Una probabilidad de 0.5% implica que los resultados mostrados en el cuadro 7 se presentarán una vez cada 200 semanas; esto es, se espera una vez en 4 años. También se simuló los resultados para una probabilidad de 0.1%; las caídas podrían llegar hasta 38.1% en Argentina; para esta probabilidad, el resultado se daría una vez cada 20 años, por lo que cabe reflexionar respecto a la pertinencia de analizar periodos tan largos.

El cuadro 7 muestra que los mercados de la América Latina podrían caer desde 12.2% hasta 23.2% en una semana; sin embargo, esto no implica que las caídas se presenten en las magnitudes mencionadas en todos los mercados simultáneamente; para medir cuánto de la caída de un mercado se trasmite a los demás se debe estimar las medidas de dependencia mostradas en las ecuaciones (15) y (16). En la bibliografía, la dependencia se mide mediante técnicas paramétricas (Nelsen, 2006; Mari y Kotz, 2004), semiparamétricas (Klüppelberg, Kuhn, y Peng, 2008) y no paramétricas (Poon *et al.*, 2004; Coles *et al.*, 1999); las paramétricas usan las cópulas, como la cópula logística en el caso en el que las marginales son DPG (o GEV); en el caso de las no paramétricas se pueden usar χ y $\bar{\chi}$. Los estimadores de las medidas de dependencia utilizadas en este trabajo son mostradas en las ecuaciones (21) y (22):

$$\hat{\chi} = \frac{2}{n_u} \left(\sum_{j=1}^{n_u} \log \left(\frac{z_{(j)}}{u} \right) \right) - 1 \quad (21)$$

$$\hat{\bar{\chi}} = \frac{un_u}{n} \quad (22)$$

Para estimar los parámetros de dependencia se debe transformar la funciones marginales en Fréchet, $S = -1/\log F_X(X)$ y $T = -1/\log F_Y(Y)$, luego se toma $Z = \min(S, T)$, en el cual $z_{(j)}$ es el componente j del vector Z ; por lo que se estima el coeficiente de dependencia en la ecuación (21) como si se tratara de una serie univariada seleccionando u (el umbral o *threshold*), que deter-

CUADRO 8. Índices de dependencia estimados $\bar{\chi}^a$

	Argentina	Brasil	Colombia	Chile	México	Perú	Venezuela
Argentina		0.8877 (0.3318)	0.6853 (0.1978)	0.7558 (0.0738)	0.6471 (0.1094)	0.7224 (0.1475)	-0.6850 (0.0870)
Brasil	0.8815 (0.2938)		0.7293 (0.0878)	0.8633 (0.1287)	0.8356 (0.1412)	0.8322 (0.3397)	-0.8342 (0.0951)
Colombia	0.7561 (0.2183)	0.7523 (0.1033)		0.8862 (0.1520)	0.5298 (0.0909)	0.8323 (0.1427)	-0.9493 (0.1036)
Chile	0.9140 (0.1022)	0.7601 (0.1388)	0.8964 (0.1560)		0.7812 (0.1267)	0.8644 (0.2097)	-0.7887 (0.0801)
México	0.9294 (0.1370)	0.9258 (0.1543)	0.5329 (0.0825)	0.8386 (0.1083)		0.9073 (0.1400)	-0.8623 (0.0737)
Perú	0.8959 (0.1693)	0.0786 (0.0203)	0.8687 (0.1448)	0.9371 (0.2343)	0.9068 (0.2068)		-0.9212 (0.0808)
Venezuela	0.4912 (0.1047)	0.5769 (0.0680)	0.2578 (0.0325)	0.6487 (0.0986)	0.7816 (0.0824)	0.4222 (0.0516)	

^a Cola superior en triángulo superior derecho, cola inferior en triángulo inferior izquierdo.

mina n_u (número de observaciones que exceden el umbral).²⁶ La propuesta original de Coles *et al* (1999) introduce la estimación del parámetro $\bar{\chi}$ tanto para el caso de máximos de bloques como para los picos sobre los umbrales; basados en las ideas de Ledford y Tawn (1996), los autores plantean que si se elige $W = \min(X, Y)$, entonces la probabilidad $P(W > w) \sim L(w)w^{-1/\eta}$ cuando $w \rightarrow \infty$, en la que $L(w)$ es una función de variación lenta. Con las condiciones establecidas η representa el parámetro de forma (*shape parameter*), por lo que se puede aplicar las técnicas de las distribuciones extremas univariadas para la estimación de η ; un aspecto importante es que las dos distribuciones deben estar en la misma escala, por lo que se requiere transformarlas a distribuciones Fréchet.

El cuadro 8 presenta los valores estimados del parámetro de dependencia $\bar{\chi}$, la parte superior (triángulo a la derecha) presenta los estimados para la cola superior y la parte inferior (triángulo a la izquierda) los correspondientes a la cola inferior. Los índices de la cola superior son positivos en todos los países de la América Latina a excepción de Venezuela, cuyos índices son negativos con el resto de países. Según Coles *et al* (1999) y Poon *et al* (2004), χ representa la probabilidad de que los eventos extremos se presenten de manera conjunta, $0 \leq \chi \leq 1$; si $\chi = 0$ las series son asintóticamente independientes, si $\chi > 0$ las series son asintóticamente dependientes, si $\chi = 1$

²⁶ Por otra parte, podría seleccionarse el número de observaciones que exceden lo que fijaría el umbral.

las series son perfectamente dependientes. $-1 < \bar{\chi} \leq +1$, si $\bar{\chi} > 0$ las series están positivamente asociadas, si $\bar{\chi} = 0$ son independientes y si $\bar{\chi} < 0$ están negativamente asociadas en los extremos.

Los valores negativos de los índices $\bar{\chi}$ con Venezuela reflejan la situación en la cual los mercados de la región están en alza (*bull market*), por el ingreso de capitales para la compra de valores, y el “entusiasmo” no es transmitido al mencionado país.

CONCLUSIONES

La manera más frecuente de determinar la dependencia de las distribuciones multivariadas ha sido suponer una distribución multivariada conjunta y a partir de ésta se determina las distribuciones marginales y la función de dependencia de las variables. En este artículo se ha determinado la función de distribución conjunta y la relación de dependencia de las variables a partir de las distribuciones marginales; para lograr el objetivo se ha utilizado las uniones; éstas permiten hallar la relación de dependencia de las variables a partir de funciones marginales encontradas empíricamente, que no dependen de la distribución conjunta. Es de aceptación general que las series financieras presentan procesos ARCH; a partir de los procesos estimados para los mercados de valores de siete países de la América Latina se ha estimado la evolución del coeficiente de correlación (DCC) introducido por Engle (2002). El siguiente paso fue hallar la distribución conjunta, para ello se estimó la distribución *N*-DCC, la distribución *t* de Student estática y la distribución *t*-DCC; los resultados son mostrados en el cuadro 5.

Los resultados muestran que el coeficiente de correlación entre Argentina y Brasil es más bajo de lo que podría esperarse; éste es más bajo que el que presentan Argentina y México, incluso más bajo que el que presentan Argentina y Perú. Este resultado podría parecer sorprendente pero no lo es tanto; en trabajos anteriores se ha encontrado resultados similares; Forbes y Rigobon (2002) encuentran que, durante la crisis mexicana de 1994, el coeficiente de correlación condicional de Argentina con México (0.382) era menor al de Brasil con México (0.384) en el periodo estable y durante el periodo de turbulencia el de Argentina con México fue mayor (0.859 contra 0.791), el coeficiente de correlación incondicional de Argentina con México pasó de 0.398 a 0.500 del periodo estable al de turbulencia mientras que el

de Brasil con México paso de 0.403 a 0.390 en los mismos periodos. Chan-Lau *et al* (2004) señalan que en su periodo de investigación (1987-2001) se observa una disminución del contagio de Argentina hacia el resto de países hacia el final del mismo. Para Argentina, Brasil representa el principal socio comercial; durante el último decenio ha representado 19% de sus exportaciones y el origen del 32% de sus importaciones.

Para Brasil, Argentina representa 8% de sus exportaciones y 9% de sus importaciones, en el mismo periodo. La devaluación de 1999 habría ayudado a Brasil mejorar su posición comercial con Argentina, al punto de tener saldos positivos a partir del 2001. Bouzas (2001) señala que el comercio entre los miembros del Mercosur ya había disminuido antes de la devaluación de Brasil; en su artículo se realiza un estudio de los efectos del acuerdo en el decenio de los noventa. Bekerman y Montagu (2007) señalan que el creciente déficit que muestra Argentina es producto de cambios en la esfera productiva; señalan que la actividad y el tipo de cambio real no pueden explicar los cambios observados en la balanza comercial que favorecieron a Brasil. Las pruebas mostradas llevan a afirmar que el principal factor que genera que los indicadores muestren una gran interdependencia entre Argentina y Brasil es la heteroscedasticidad (alta volatilidad), una vez corregida por este factor la correlación disminuye de manera significativa.

El coeficiente de correlación es un indicador para construir una cartera de inversión; permite diversificar el riesgo de manera óptima pero no cuantifica de modo adecuado la probabilidad de sufrir pérdidas durante periodos de turbulencia o eventos extremos. Por su propia naturaleza, los eventos raros o extremos están asociados con las colas de las distribuciones. En este artículo se ha utilizado la teoría de los eventos extremos, la cual permite un tratamiento independiente de las colas; se ha observado que los choques negativos se transmiten con mayor fuerza que los positivos, este resultado se muestra con claridad en el caso de Venezuela. La teoría de los valores extremos permite captar esta situación, lo que representa una ventaja respecto a las distribuciones simétricas como la *t* de Student o la normal. El uso del coeficiente de correlación para la eliminación del riesgo puede ser limitado en los periodos de turbulencia; los eventos extremos resultan un instrumento más adecuado debido a que muestran las probabilidades de que un evento extremo originado en otro mercado afecte el mercado local y, en este sentido, permitiría cuantificar mejor las pérdidas esperadas o tomar una adecuada cobertura ante la realización de los mismos.

Utilizando la técnica de los picos en el umbral, se ajustó los rendimientos de los mercados de acciones, de varios países de la América Latina, a sendas distribuciones Pareto generalizadas. Los resultados muestran que, con una cola de 0.5%, en una semana los rendimientos podrían caer entre 12 y 23% para los mercados de la región; correspondiendo a Argentina (23.2%) la máxima caída y la mínima a Chile (12.2%). Por otra parte, con la misma probabilidad, los choques positivos para los países de la región se ubicarían entre el 11 y el 34%; correspondiendo a Chile (10.6%) el mínimo y el máximo a Brasil (33.6%). Estos resultados confirman la presencia de asimetría en los choques. Para medir la asimetría se utilizó el índice $\bar{\chi}$ introducido por Coles *et al* (1999); los choques negativos son mayores que los positivos; un claro ejemplo es Venezuela donde los choques negativos son transmitidos al mercado local pero esto no sucede con los positivos; escapa del alcance de este trabajo determinar si esto se debe a medidas establecidas en el mercado de valores o es consecuencia de un conjunto de medidas.

Esta investigación puede ser extendida en algunos aspectos. El primero sería determinar la independencia de los rendimientos esperados, aquí se han supuesto independientes; si no fuera así, la técnica de estimación de la distribución Pareto generalizada tendría que variar; esto implicaría un cambio en los parámetros estimados y en los valores que puedan tomar los rendimientos ante situaciones de choque. Como ya se ha dicho, los rendimientos fueron estimados en moneda local; estimar todos los rendimientos en una moneda llevaría a que todos los demás países deban incluir los efectos del tipo de cambio y las primas de riesgo asociadas al factor cambiario; especial atención recibe la tasa libre de riesgo en moneda extranjera en la formación de la cartera de inversión, debido a que la tasa de interés libre de riesgo no es libre de riesgo en moneda nacional. La información utilizada para medir las pérdidas esperadas, en el marco de Basilea II, deben ser diarias; aquí se ha utilizado información semanal. Una extensión (casi) natural de este trabajo sería aplicar los valores extremos al cálculo de medidas de riesgo, tanto el VR como las pérdidas esperadas (*Expected Shortfall*).

REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- Agmon, T. (1972), "The Relations Among Equity Markets: A Study of Share Price Co-Movements in the United States, United Kingdom, Germany and Japan", *The Journal of Finance*, 27, 4, pp. 839-855.

- Bae, K., A. Karolyi, R. Stulz (2003), "A New Approach to Measuring Financial Contagion", *The Review of Financial Studies*, 16, 3, pp. 717-763.
- Baig, T., e I. Goldfajn (1999), "Financial Market Contagion in the Asian Crisis", IMF Staff Papers, 46, 2, pp. 167-195.
- _____, y _____ (2000), "The Russian Default and the Contagion to Brazil", IMF Working Paper, 160.
- Balkema, A., y L. de Haan (1974), "Residual Life Time at Great Age", *The Annals of Probability*, 2, 5, pp. 792-804. (<http://projecteuclid.org/euclid.aop/1176996548>).
- Banco Mundial (2011), "Datos del PIB" (<http://datos.bancomundial.org/>), 20 de diciembre.
- Bekerman, M., y H. Montagú (2007), "Transformaciones recientes en el comercio entre Argentina y Brasil: impacto de los factores macro y microeconómicos", Documento de Trabajo, CENES núm. 17.
- Blume, M. (1971), "On the Assessment of Risk", *The Journal of Finance*, 26, 1, pp. 1-10.
- ____ (1975), "Betas and Their Regression Tendencies", *The Journal of Finance*, 30, 3, pp. 785-795.
- Bollerslev, T. (1986), "Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity", *Journal of Econometrics*, 31, 3, pp. 307-327.
- ____ (1990), "Modeling the Coherence in Short-Run Nominal Exchange Rates: A Multivariate Generalized ARCH Model", *Review of Economics and Statistics*, 72, 3, pp. 498-505.
- ____, J. Russell y M. Watson (2010), *Volatility and Time Series Econometrics: Essays in Honor of Robert F. Engle*, Oxford, Oxford University Press.
- Bordo, M. (2003), "Stock Market Crashes, Productivity Boom Busts and Recessions: Some Historical Evidence", Rutgers University, Working Paper (<http://econweb.rutgers.edu/bordo/weo.doc>).
- ____, y B. Eichengreen (1999), "Is Our Current International Economic Environment Unusually Crisis Prone?", D. Gruen y L. Gower (comps.), *Capital Flows and the International Financial System*, Canberra, Economic Group, Reserve Bank of Australia.
- Bouzas, R. (2001), "El Mercosur diez años después. ¿Proceso de aprendizaje o déjà vu?", *Desarrollo Económico*, 41, 162, pp. 179-200.
- Boyer, B., M. Gibson y M. Loretan (1999), "Pitfalls in Tests for Changes in Correlations", *International Finance Discussion Papers*, 597, marzo.
- Calvo, G., y E. Mendoza (1997), "Rational Herd Behavior and the Globalization of Securities Markets", Duke University, Working Paper 97-26.
- Chan-Lau, J., D. Mathieson y J. Yao (2004), "Extreme Contagion in Equity Markets", IMF Staff Papers, 51, 2, pp. 386-408.
- Cherubini, U., E. Luciano y W. Vecchiato (2004), *Copula Methods in Finance*, Chichester, John Wiley & Sons Ltd.
- Coles, S., J. Hefferman y J. Tawn (1999), "Dependence Measures for Extreme Value Analysis", *Extremes*, 2, 4, pp. 339-365.

- Corsetti, Giancarlo, Marcello Pericoli y Massimo Sbracia (2005), "Some contagion, some interdependence: More pitfalls in tests of financial contagion", *Journal of International Money and Finance*, 24, 8, pp. 1177-1199.
- Costinot, A., T. Roncalli y J. Teiletche (2000), "Revisiting the Dependence between Financial Markets with Copulas", Working Paper (<http://www.thierry-roncalli.com>).
- Danielsson, J., L. de Haan, L. Peng y C. G. de Vries (2001), "Using a Bootstrap Method to Choose the Sample Fraction in Tail Index Estimation", *Journal of Multivariate Analysis*, 76, 2, pp. 226-248.
- Durrleman, V., A. Nikeghbali y T. Roncalli (2000), "Which copula is the right one?", Working Paper (<http://www.thierry-roncalli.com>).
- Embrechts, P., C. Klüppelberg y T. Mikosch (1997), *Modelling Extremal Events: for Insurance and Finance*, Berlin, Springer-Verlag.
- Engle, R. (1982), "Autoregressive Conditional Heteroscedasticity with Estimates of the Variance of United Kingdom Inflation", *Econometrica*, 50, 4, pp. 987-1007.
- ____ (1995), *ARCH Selected Readings*. Oxford, Oxford University Press.
- ____ (2002), "Dynamic Conditional Correlation: A Simple Class of Multivariate Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity Models", *Journal of Business & Economic Statistics*, 20, 3, pp. 339-350.
- ____, y K. Sheppard (2001), "Theoretical and Empirical properties of Dynamic Conditional Correlation Multivariate GARCH", Working Paper 8554.
- Erb, C., R. Harvey y T. Viskanta (1994), "Forecasting International Equity Correlations", *Financial Analysts Journal*, 50, 6, pp. 32-45.
- Fisher, R., y L. Tippett (1928), "Limiting forms of the frequency distribution of the largest or smallest member of a sample", *Proceeding of Cambridge Philosophical Society*, 24, pp. 180-190 (<http://digital.library.adelaide.edu.au/dspace/handle/2440>).
- Forbes, C., *et al* (2011), *Statistical distributions*, New Jersey, John Wiley & Sons, Inc (cuarta edición).
- Forbes, K., y R. Rigobon (2000), "Contagion in Latin America: Definitions, Measurement, and Policy Implications", NBER, Working Paper núm. 7885.
- ____, y R. Rigobon (2002), "No Contagion, Only Interdependence: Measuring Stock Market Comovements", *The Journal of Finance*, 57, 5, pp. 2223-2261.
- Gençay, R., y F. Selçuy (2004), "Extreme Value Theory and Value-at-Risk: Relative Performance in Emerging Markets", *International Journal of Forecasting*, 20, 2, pp. 287-303.
- Glick, R., y A. Rose (1998), "Contagion and Trade: Why Are Currency Crises Regional", NBER, Working Paper núm. 6806.
- Grubel, H. (1968), "Internationally Diversified Portfolios: Welfare Gains and Capital Flows", *The American Economic Review*, 58, 5, pp. 1299-1314.
- ____, y K. Fadner (1971), "The Interdependence of International Equity Markets", *The Journal of Finance*, 26, 1, pp. 89-94.

- Haney, R., y W. Lloyd (1978), "An Examination of the Stability of the Intertemporal Relationships Among National Stock Market Indices", *Nebraska Journal of Economics & Business*, 17, 2, pp. 55-65.
- Haulman, Clyde A. (2008), *Virginia and the Panic of 1819: The First Great Depression and the Commonwealth*, Londres, Pickering & Chatto (Publishers) Limited.
- Hill, B. (1975), "A Simple General Approach to Inference About the Tail of a Distribution", *Annals of Statistics*, 3, 5, pp. 1163-1174.
- Joe, H., y James J. Xu (1996), "The Estimation Method of Inference Functions for Margins for Multivariate Models", Working Paper (<http://www.stat.ubc.ca/~harry/pubs.html>).
- Kindleberger, C., y R. Aliber (2005), *Manias, Panics and Crashes: A History of Financial Crises* (5ta. ed.), Nueva York, Palgrave Macmillan.
- King, M., y S. Wadhvani (1990), "Transmission of Volatility between Stock Markets", *The Review of Financial Studies*, 3, 1, pp. 5-33.
- Klüppelberg, C., G. Kuhn y L. Peng (2008), "Semi-Parametric Models for the Multivariate Tail Dependence Function-the Asymptotically Dependent Case", *Scandinavian Journal of Statistics*, 35, 4, pp. 701-718.
- Ledford, A., y J. Tawn (1996), "Statistics for Near Independence in Multivariate Extreme Values", *Biometrika*, 83, 1, pp. 169-187.
- Lee, C. (1969), "A Stock-Adjustment Analysis of Capital Movements: The United States-Canadian Case", *The Journal of Political Economy*, 77, 4, pp. 512-523.
- Lessard, D. (1973), "International Portfolio Diversification: A Multivariate Analysis for a Group of Latin American Countries", *The Journal of Finance*, 28, 3, pp. 619-633.
- Levy, H., y M. Sarnat (1970), "International Diversification of Investment Portfolios", *The American Economic Review*, 60, 4, pp. 668-675.
- ____ (1971), "On the Short-Term Stationarity of Beta Coefficients", *Financial Analysts Journal*, 27, 6, pp. 55-62.
- Li, F. (2009), "Testing for Financial Contagion with Applications to the Canadian Banking System. Bank of Canada", Working Paper, 2009-14.
- Loretan, M., y W. English (2000), "Evaluating 'Correlation Breakdowns' During Periods of Market Volatility", *International Finance Discussion Papers*, 658, febrero.
- Mari, D., y S. Kotz (2004), *Correlation and dependence*, Londres, Imperial College Press.
- Maurent, J., y M. Joy (1976), "The Cohesiveness of ECC Equity Markets", *Journal of Common Market Studies*, 14, 4, pp. 344-353.
- Meucci, A. (2005), *Risk and Asset Allocation*, Berlín-Heidelberg, Springer-Verlag.
- Miller, N., y M. Whitman (1970), "A Mean-Variance Analysis of United States Long-Term Portfolio Foreign Investment", *The Quarterly Journal of Economics*, 84, 2, pp. 175-196.
- Neal, L. (1998), "The Financial Crisis of 1825 and the Restructuring of the British Financial System", *Federal Reserve Bank of St. Louis Review*, 80, 3, pp. 53-76.

- Nelsen, R. (2006), *An Introduction to Copulas* (2da. ed.), Nueva York, Springer-Verlag.
- Ortiz, D., M. Chirinos y Y. Hurtado (2010), “La frontera eficiente y los límites de inversión para las AFP: Una nueva mirada”, *Journal of Economics, Financial and Administrative Science*, 29, 15, pp. 95-117.
- Panton, D., P. Lessig y M. Joy (1976), “Comovement of International Equity Markets: A Taxonomic Approach”, *The Journal of Financial and Quantitative Analysis*, 11, 3, pp. 415-432.
- Pickands, J. (1975), “Statistical Inference Using Extreme Order Statistics”, *Annals of Statistics*, 3, 1, pp. 119-131.
- Poon, S.-H., M. Rockinger y J. Tawn (2004), “Extreme Value Dependence in Financial Markets: Diagnostics, Models, and Financial Implications”, *Review of Financial Studies*, 17, 2, pp. 581-610.
- Rachev, S. (2003), *Handbook of Heavy Tailed Distributions in Finance*, Amsterdam, Elsevier Science.
- Reinhart, C., G. Kaminsky y C. Vegh (2002), *Two Hundred Years of Contagion*, MPRA Paper núm. 13229 (<http://mpra.ub.uni-muenchen.de/13229/>).
- Reinhart, C., y K. Rogoff (2009), *This Times Is Different: Eight Centuries of Financial Folly*, Princeton, Oxford, Princeton University Press.
- Rigobon, R. (1999), “On the Measurement of the International Propagation of Shocks”, NBER, Working Paper núm. 7354.
- ____ (2002), “Contagion: How to measure it?”, Sebastian Edwards y Jeffrey A. Frankel (comps.), *Preventing Currency Crises in Emerging Markets*, Chicago, University of Chicago Press.
- Roy, A. (1952), “Safety First and the Holding of Assets”, *Econometrica*, 20, 3, pp. 431-449.
- Sharpe, W. F. (1964), “Capital Asset Prices: A Theory of Market Equilibrium under Conditions of Risk”, *The Journal of Finance*, 19, 3, pp. 425-442.
- Sklar, A. (1959), “Fonctions de répartition à n dimensions et leurs marges”, *Publ. Inst. Statist. Univ. Paris*, 8, pp. 229-231.
- Solnik, B., C. Boucelle y Y. Le Fur (1996), “International Market Correlation and Volatility”, *Financial Analysts Journal*, 52, 5, pp. 17-34.
- Taylor, A. (2003), “Foreign Capital in Latin America in the Nineteenth and Twentieth Centurie”s, NBER, Working Paper núm. 9580.
- Vogiatzoglou, M. (2010), “Dynamic Copula Toolbox”, Working Paper (www.mathworks.com).
- World Federation of Exchange (2011), “Monthly Reports” (<http://www.world-exchanges.org/statistics/monthly-reports>), 20 de diciembre.
- Xu, J. (1996), *Statistical Modelling and Inference for Multivariate and Longitudinal Discrete Response Data*, University of British Columbia, Departamento de Estadística.