

**UNIVERSIDADE FEDERAL DO RIO GRANDE DO SUL
FACULDADE DE CIÊNCIAS ECONÔMICAS
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ECONOMIA**

GUILHERME GARBELLOTTO SOUTO

**ANÁLISE DE CONTÁGIO ENTRE MERCADOS FINANCEIROS DO BRASIL E
PAÍSES DA AMÉRICA DO SUL DE 2011 A 2016**

Porto Alegre

2016

GUILHERME GARBELLOTTO SOUTO

**ANÁLISE DE CONTÁGIO ENTRE MERCADOS FINANCEIROS DO BRASIL E
PAÍSES DA AMÉRICA DO SUL DE 2011 A 2016**

Dissertação submetida ao Programa de Pós-Graduação em Economia da Faculdade de Ciências Econômicas da UFRGS como requisito parcial para a obtenção do título de Mestre em Economia Aplicada.

Orientador: Prof. Dr. Flávio Augusto Ziegelmann.

Porto Alegre

2016

CIP – CATALOGAÇÃO NA PUBLICAÇÃO

Souto, Guilherme Garbellotto

Análise de contágio entre mercados financeiros do Brasil e países da América do Sul de 2011 a 2016 / Guilherme Garbellotto Souto. -- 2016.

47 f.

Orientador: Flávio Augusto Ziegelmann.

Dissertação(Mestrado) -- Universidade Federal do Rio Grande do Sul, Faculdade de Ciências Econômicas, Programa de Pós - Graduação em Economia, Porto Alegre, BR-RS, 2017.

1.Contágio. 2.Cópulas 3.Mercado financeiro. I. Ziegelmann, Flávio Augusto, orient. II. Título.

GUILHERME GARBELLOTTO SOUTO

**ANÁLISE DE CONTÁGIO ENTRE MERCADOS FINANCEIROS DO BRASIL E
PAÍSES DA AMÉRICA DO SUL DE 2011 A 2016**

Dissertação submetida ao Programa de Pós-Graduação em
Economia da Faculdade de Ciências Econômicas da UFRGS
como requisito parcial para a obtenção do título de Mestre em
Economia Aplicada.

Aprovada em: Porto Alegre, 01 fevereiro de 2017.

BANCA EXAMINADORA:

Prof. Dr. Flávio A. Ziegelmann – orientador

PPGE/UFRGS

Prof. Dr. João Fróis Caldeira

PPGE/UFRGS

Prof. Dr. Osvaldo Cândido da Silva Filho

PPGE/UCB

Prof. Dr. Paulo de Andrade Jacinto

PPGE/PUCRS

AGRADECIMENTOS

Agradeço a CAPES pela bolsa de estudos que permitiu a realização do curso de mestrado.

Agradeço aos professores do Programa de Pós Graduação em Economia (PPGE-UFRGS) que me auxiliaram em toda a caminhada no curso.

Agradeço ao professor Dr. Flávio Augusto Ziegelmann, pelo conhecimento repassado, pela orientação, e atenção.

Acima de tudo a minha família, pelo amor e dedicação ao longo de minha vida.

Em especial à minha companheira Mariana, pelo apoio incondicional.

RESUMO

As diversas crises financeiras e econômicas ocorridas nas últimas décadas geraram uma demanda pelo estudo da propagação destes efeitos entre as economias. Neste sentido este trabalho tem como objetivo estudar o efeito contágio (*Shift Contagion*) tal como definido em Rigobon (2002) do mercado financeiro do Brasil para quatro países para o período de 2011 a 2016, que inclui a recente crise econômica no Brasil. Tais países são Argentina, Colômbia, Chile, e Peru. Para tal, utilizou-se metodologia de cópulas paramétricas estáticas. Com base nos resultados obtidos, não é possível identificar indícios da ocorrência de contágio do mercado financeiro brasileiro para os mercados financeiros dos países analisados no período do estudo.

Palavras-chave: Contágio. Cópulas. Mercado financeiro.

ABSTRACT

Different financial and economic crises that occurred in the last decades have generated a demand of studies on propagation of their effects between economies. In this sense, this work has the goal to study the contagion effect (shift contagion), as defined by Rigobon (2002), from the Brazilian financial market to four countries in the period from 2011 to 2016 that includes the recent Brazilian economic crisis. These countries are Argentina, Colombia, Chile, and Peru. For this purpose, the methodology of parametric static copulas is used. Accordingly with the results, it is not possible to identify evidences of the contagion effect from the Brazilian financial market to the analyzed countries.

Keywords: Contagion. Copulas. Financial Market.

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO.....	8
2	CONTÁGIO FINANCEIRO	11
2.1	Canais de transmissão	15
2.2	Canais de comércio	15
2.3	Choques financeiros.....	15
2.4	Relações comerciais entre Brasil e os países estudados.....	15
2.4.1	Brasil – Chile	17
2.4.2	Brasil – Peru	17
2.4.3	Brasil – Colômbia	17
2.4.4	Brasil – Argentina.....	18
3	CÓPULAS	19
3.1	Conceitos básicos	19
3.2	Famílias de cópulas.....	20
3.2.1	Cópula Gaussiana (Normal)	20
3.2.2	Cópula T-student	21
3.2.3	Cópula de Clayton (1978) (Arquimediana)	21
3.2.4	Cópula de Frank (1979) (Arquimediana)	22
3.2.5	Cópula de Gumbel (1960) (Arquimediana).....	22
3.3	Medidas de dependência e concordância.....	23
3.3.1	Tau de Kendall.....	23
3.3.2	Rho de Spearman	24
3.3.3	Dependência caudal	25
3.4	Estimação.....	25
3.4.1	Máxima verossimilhança	26
3.4.2	Máxima verossimilhança em dois passos (TSML).....	27
4	MODELOS E ESTIMAÇÃO.....	28
4.1	Modelos para distribuições marginais	28
4.2	Bootstrap	30

5	ANÁLISE EMPÍRICA	32
5.1	Dados e estatísticas descritivas	32
5.2	Resultados das distribuições marginais	37
1.1	Resultados das cópulas e teste de <i>bootstrap</i>	38
6	CONCLUSÃO	42
	REFERÊNCIAS	44

1 INTRODUÇÃO

A globalização financeira é um dos fenômenos importantes da economia contemporânea e finanças internacionais. Segundo Plihon (2007), ela pode ser definida como um processo de interligação dos mercados de capitais aos níveis nacionais e internacionais, levando ao aparecimento de um mercado unificado de capitais a um nível global. Apesar de fazer parte da economia atual, este processo não se iniciou recentemente. De acordo com Halac et al. (2003), algumas das medidas de globalização financeira que temos hoje são comparáveis às de 100 anos atrás. Porém, naquela época apenas alguns países e setores participavam deste fenômeno e o capital costumava seguir a migração e fluxos comerciais. Este fenômeno retrocedeu em alguns períodos da história. Segundo Guerra e Honório (2012), esta intensificação da globalização diminuiu na primeira metade do século XX, devido principalmente a Primeira e Segunda Guerra Mundial, além da Crise de 1929 onde o intercâmbio comercial e financeiro perdeu força devido ao enfraquecimento destes mercados.

Após o colapso do sistema Bretton Woods na década de 1970, o sistema financeiro internacional sofreu diversas mudanças. Os controles de capital diminuíram e a mobilidade do capital aumentou, assim como a participação dos países emergentes no mercado financeiro cresceu. A intensificação da globalização financeira pode trazer efeitos positivos e negativos sobre as economias internacionais e mercados financeiros. Com a globalização financeira as instituições podem investir em diferentes países através de vários instrumentos. Assim, podem-se realizar investimentos para criar empresas e empregos. Além disso, o maior acesso ao capital permite que os países realizem um consumo suavizado, e investimentos em diversas áreas, tais como infraestrutura, que pode alavancar negócios em outras áreas. A globalização financeira também possibilita aos países financiar seus déficits fiscais, já que podem buscar recursos internacionais.

Todavia, a globalização financeira traz riscos. Economias de países podem sofrer com crises causadas por choques em outros países que foram espalhados ao redor do mundo. Estes servem como uma cadeia transmissora de perturbações que ocorrem nos mercados financeiros e podem provocar efeitos devastadores sobre as economias. Essa transmissão de efeitos negativos de uma economia para outras pode ser chamada de contágio. Contágio, como conceito que será utilizado no presente estudo, pode ser definido como em Rigobon (2002), através da terminologia *Shift-contagion*. Este conceito define que contágio acontece quando há um aumento de conexões entre mercados após choque em determinado país. Segundo

Forbes e Rigobon (2002), o estudo do contágio entre economias se intensificou na década de 90 quando houve diversas crises que afetaram as economias de países emergentes, como a crises no México 1994, na Ásia em 1997 e na Rússia em 98. Na década de 2000, a queda do Nasdaq, a crise argentina em 2001, a crise do *subprime* americano em 2008, e recentemente a crise da economia brasileira.

Na recente crise econômica brasileira, os dados econômicos do decréscimo do PIB no Brasil iniciam-se no segundo trimestre de 2014 e se estendem por mais seis trimestres até os últimos dados disponíveis do quarto trimestre de 2015. O Brasil como maior economia da América do Sul, representando praticamente 50% PIB total da região, tem influência sobre os outros países do continente, seja através do canal comércio ou das expectativas dos investidores nos mercados financeiros. Isto despertou o interesse de investidores e *policymakers* em estudar a propagação dessas crises entre os países. As medidas de dependência obtidas a partir dos modelos estudados são importantes para que investidores possam aproveitar correlações entre mercados para realizar o melhor gerenciamento de suas carteiras, assim como *policymakers* possam prever e se proteger de contágios financeiros entre economias.

O estudo da presença de contágio entre mercados financeiros ou economias é bastante difundido e apresenta um vasto referencial teórico. Para referências neste assunto ver, por exemplo, Forbes e Rigobon (2002), Valls Pereira (2009) e Lau et al. (2002). Existem diversos trabalhos que utilizam diferentes metodologias de mensuração de contágio, como teste de estabilidade de parâmetros a partir de regressões OLS, modelos GARCH, modelos de correlação dinâmica, modelos *probit-logit*, teoria do valor extremo, entre outras. Ver, por exemplo, Forbes e Rigobon (2002), Mendes (2005) e Halac et al. (2003).

Recentemente, cópulas se destacam entre as metodologias utilizadas para análise de contágio. Cópula é uma função que conecta funções de distribuições marginais para formar uma função de distribuição conjunta (SKLAR, 1959). A característica essencial desta abordagem é a separação da distribuição conjunta em duas partes, as densidades marginais, e a estrutura de dependência. A modelagem consiste em especificar as distribuições marginais e escolher a função cópula apropriada (ARAKELIAN; DELLAPORTAS, 2009). Além disso, cópulas oferecem um instrumento sólido aos agentes que desejam modelar estruturas de dependência. Para uma revisão teórica de cópulas, ver, por exemplo, Nelsen (2007), Joe (1997), Trivedi e Zimmer (2005) e Cherubini et al. (2005).

No presente estudo, contágio financeiro é interpretado como o aumento significativo das conexões entre mercados após choque em um país específico. Tal definição se encaixa na classe de definições de contágio, identificada e denominada por Rigobon (2002) de *shift-contagion*. A presença do fenômeno, portanto, é evidenciada por meio de uma mudança do comportamento padrão da dependência entre os mercados.

O trabalho tem o objetivo de testar a hipótese de contágio *shift-contagion* entre os mercados financeiros do Brasil e de quatro países da América do Sul, a Argentina, o Chile, a Colômbia, e o Peru durante o período de 2011 a 2016, que inclui a recente crise no Brasil. São utilizadas cópulas estáticas para testar se os parâmetros de dependência das cópulas sofreram mudança significativa estatisticamente do período pré-crise para o período de crise através de um teste construído via *bootstrap*. Ao contrário dos estudos realizados até o momento que visavam identificar contágio financeiro de outros países para o Brasil, este estudo tem como finalidade e importância verificar se há contágio financeiro do Brasil para os países da América do Sul estudados. Portanto, o ineditismo do trabalho está em analisar o efeito contágio do Brasil para os países selecionados no período analisado. A escolha dos países é justificada pelo nível de conexão que estes possuem através de seus canais de comércio e de investimento como descrito na seção 2.4.

O trabalho está dividido em 6 seções, onde a primeira trata de referencial teórico onde são introduzidos os conceitos necessários mais importantes para o desenvolvimento do trabalho, seguido do segundo, onde é apresentada uma revisão teórica sobre as principais referências sobre contágio financeiro e sua evolução ao longo do tempo. A terceira seção trata de uma introdução à teoria de cópulas que foi utilizada na aplicação empírica. Os modelos e metodologias específicas utilizadas nas estimações estão presentes na quarta seção. Na quinta seção está a parte empírica, onde são discutidos a falta de indícios da ocorrência de contágio entre o Brasil e os países estudados, entre outros resultados de estimação. Na última e sexta seção, retomam-se os principais resultados e conclusões do trabalho, assim como sugestões para continuidade do mesmo gerando novos trabalhos na área.

2 CONTÁGIO FINANCEIRO

A literatura de contágio surge com os modelos de crises cambiais. Conforme Valls Pereira (2009), em geral são divididos em três gerações de modelos. O primeiro de Krugman (1979) explica contágio em uma economia com regime fixo de câmbio. O autor mostra que a crise de balanço de pagamentos é uma consequência natural do comportamento maximizador do investidor.

Na segunda geração, Flood e Garber (1984) analisam situações em que o sistema de regime fixo de câmbio pode entrar em colapso através de modelos de múltiplos equilíbrios. Obstfeld (1984) dado certas expectativas sobre as políticas, as crises de balanço de pagamentos podem ser eventos autorrealizáveis. Para tais casos a economia iria possuir equilíbrios múltiplos correspondentes a diferentes avaliações subjetivas de probabilidades de colapsos. No terceiro modelo, Krugman (1998) relata que as crises cambiais surgem com a existência de bolhas especulativas e risco moral, e que pelo menos parte da crise asiática foi causada por más decisões sobre investimento. O conceito de contágio que surgiu neste contexto e se modificou durante as décadas seguintes.

De acordo com o Banco Mundial, contágio em seu sentido amplo é a transmissão de choques entre países ou efeitos de transbordamento. Contágio pode ocorrer tanto em "bons momentos" quanto em "momentos ruins" da economia. Entretanto, contágio é enfatizado em momentos de crise. Em sua definição restritiva contágio é o aumento das conexões entre países durante momentos de crise em relação a momentos de "bonanza".

O conceito utilizado neste trabalho é o de *Shift Contagion* abordado em Rigobon (2002). Este é um aumento de intensidade de conexões entre mercados depois de um choque em um país, ou grupo de países. A definição não procura estudar como o contágio ocorreu, mas sim da existência. A conexão entre mercados pode ser medida de diversas formas, correlação entre retornos de índices de bolsas, probabilidade de um ataque especulativo, transmissão de choques ou volatilidade. Essa definição apresenta vantagens: é empiricamente testável através da verificação de mudanças na conexão entre mercados antes e depois de um choque, e é útil para *policymakers* tirar suas conclusões.

Por exemplo, se uma transmissão de um choque no Brasil a Argentina é uma continuação das mesmas conexões existentes antes do choque isso não constitui um "*Shift Contagion*".

É importante relatar que esta definição não é amplamente aceita entre economistas, alguns argumentam que se um choque de um país é transmitido de país para o outro sem que haja mudança na intensidade da conexão, pode haver contágio. Esta relação entre países é chamada de interdependência (FORBES; RIGOBON, 2002).

Dornbusch et al. (2000) define contágio como um aumento significativo em conexões entre mercados depois de um choque em um país (ou em grupo), medido pelo grau de comovimento desses países em momentos de crises e de tranquilidade. Segundo o mesmo autor o conceito de contágio pode ser dividido em duas categorias. A primeira categoria enfatiza que choques que resultam de interdependência normal entre economias de mercado. Essa interdependência significa que choques, seja de natureza global ou local, podem ser transmitidos pelos países através de suas conexões reais e financeiras. A dificuldade está em identificar tais canais, variáveis macroeconômicas e monitorá-las no curto prazo. A segunda categoria envolve uma crise financeira que não é ligada a mudanças na macroeconomia ou em fundamentos, mas é somente resultado do comportamento dos investidores. Com essa definição, contágio surge quando comovimento aparece, mesmo quando não há choques globais e interdependência. Uma crise em um país pode levar investidores a retirar seus investimentos sem que eles levem em conta a questão de fundamentos. Esse é o contágio chamado de irracional.

Pericoli e Sbracia (2001) apresentam cinco definições de contágio:

- a) quando há um aumento de probabilidade de crise em um país, dado a existência de crise em outro país;
- b) quando volatilidade é propagada de um país para os mercados financeiros de outros países;
- c) quando há um aumento em comovimentos de preços e quantidades entre mercados, dado a crise em um ou mais países;
- d) quando há uma mudança no canal de transmissão ou canal de contágio, com a intensificação deles em períodos de crises;
- e) quando há comovimentos que não são explicados por fundamentos.

Há diversas metodologias de análise de *Shift contagion*. Rigobon (2002) relata que o procedimento mais utilizado é regressir um modelo por OLS e testar se os parâmetros são estáveis nos dois momentos de amostras: crise e bonanza. O problema é que segundo o autor os dados financeiros sofrem de problemas como heterocedasticidade, equações simultâneas

ou variáveis omitidas e então as técnicas usuais não são apropriadas para testar a estabilidade dos parâmetros. Ele sugere o uso de teste de estabilidade de parâmetros baseados em componentes principais, mas ainda sim o teste é inconsistente na presença de heterocedasticidade.

Existem também os testes de estabilidade dos parâmetros de correlação, mas também podem ser inconsistentes na presença de heterocedasticidade. Rigobon (2002) sugere um novo teste de quebra nos parâmetros que é consistente na presença dos problemas mencionados acima. O teste é baseado em duas hipóteses: O país gerador da crise é conhecido, e a mudança na variância do resto dos países é explicada, no curto prazo, pelo país em crise, e não por erros idiossincráticos. Eichengreen, Rose, e Wyplosz (1996) utilizam modelo Probit-Logit para avaliar contágio. Os mesmos consideraram a probabilidade do país sofrer ataque especulativo dado que o país x está sofrendo um. O teste é feito em três etapas. Primeiro definem um índice que representa a força do ataque especulativo, depois eles caracterizam uma crise como grandes mudanças nestes índices e por último capturam a relação de interdependência dos países através o probit-logit.

Os modelos GARCH multivariados também foram utilizados para estimar a transmissão de variância-covariância entre países. Hamao et al. (1990) utilizam este procedimento e acham evidência significativa de efeito "spillover" entre mercados depois da grande queda nas ações em 1987 nos EUA.

Frankel e Schmukler (1996) analisam o efeito "spillover" da crise mexicana em relação a América Latina e Ásia nos fundos de investimentos. Eles concluíram que os movimentos dos fundos de investimentos impactaram em outros fundos na América Latina e também que países com fundamentos econômicos piores foram os mais afetados. Baig e Goldfajn (1998) consideram a taxa de câmbio, taxa de juros, spreads em seguros da dívida externa, e índices de bolsa de valores para Tailândia, Malásia, Indonésia, Coréia do Sul e Filipinas. Analisando o coeficiente de correlação para os spreads, taxa de juros e taxas de câmbio, notaram a presença de contágio.

No Brasil, Baig e Goldfajn (2000) analisam a hipótese de contágio entre Rússia e Brasil em 1998. Entre outras conclusões, o trabalho indica que a crise russa gerou pânico nos investidores internacionais que sacaram seus investimentos no Brasil. Forbes e Rigobon (2002) analisam ações e mercados financeiros da América Latina nas crises dos anos 1990. Estes concluíram que em grande parte dos casos os países apresentam alto grau de

interdependência e os altos graus de ligação entre os mercados que existem nos momentos de crise não são significativamente diferentes do que os de períodos estáveis.

Corsetti, Pericoli e Sbracia (2005) utilizam um modelo de fator para estimar os retornos de índice de ações durante a crise asiática, verificando a relação entre retornos do índice de Hong Kong com dez países emergentes os países do G7. Os estudos sugeriram que pelo menos cinco dos dezessete países analisadas tiveram evidências de contágio.

Chiang, Jeon e Li (2007) reexaminam contágio no mercado financeiro utilizando um modelo GARCH multivariado dinâmico em países asiáticos e americanos no período de 1996 a 2003. Os autores acham evidências favoráveis ao contágio analisando a série de coeficientes de correlação.

Valls Pereira (2009) utiliza modelos de volatilidade multivariada DCC-GARCH para avaliar se há quebras estruturais na estrutura de propagação de volatilidade e se estão distribuídas no momento de crise. O mesmo utiliza dados de retorno para países da Ásia e América latina de 1994-2003, chegando a conclusão que há indícios de contágio regional na Ásia e América Latina.

Longin e Solnik (2001) adotam a teoria do valor extremo para modelar distribuição de cauda multivariadas, derivam a distribuição de correlação extrema para retornos em mercados internacionais. Eles rejeitam a hipótese de normalidade multivariada para a cauda negativa, mas não para a positiva. Também apontam que a volatilidade do mercado não é relacionada a tendência do mercado. A correlação aumenta em mercados *bear*, mas não em mercados *bull*. Mais recentemente, a metodologia de cópulas começou a ser utilizada para analisar tal efeito. Para América Latina e Ásia, Rodriguez (2007) analisa contágio entre países da Ásia na crise da Ásia e na crise do México para países latinos. O autor utilizando metodologia de cópulas com regime markoviano encontra evidências de contágio em ambos mercados.

Analisando a relação de dependência entre mercados do Brasil e México de 1975 a 2010, Roldán e Valdés (2013) trabalham com de três tipos de copula: Normal, Clayton e Gumbel. A dependência entre os mercados aumentou com o tempo principalmente a partir de 2008. Indicam que há aumento entre a dependência entre os mercados, e não necessariamente um contágio. Mendes (2005) mede a interdependência entre sete das maiores economias do mundo ajustando cópulas para pares de observações coletadas além de um "*threshold*", modeladas através de uma distribuição generalizada de pareto. Os resultados indicaram que a dependência mais forte é observada em momentos de *bearmarket*, e muitas vezes sendo independentes durante *bullmarket*.

Santos (2011) utiliza a metodologias de cópulas dinâmicas para avaliar contágio na crise do *subprime* americano entre quatro mercados financeiros, Estados Unidos, Inglaterra, Brasil, e Japão. O estudo encontrou evidências de contágio entre Estados Unidos e Brasil no período analisado.

2.1 Canais de transmissão

Segundo Forbes e Rigobon (2002) os principais canais de transmissão de choques entre países são os canais de comércio e choques financeiros.

2.2 Canais de comércio

Choques locais como uma crise em uma economia podem afetar fundamentos econômicos em outras economias. Qualquer parceiro de comércio de um país em que houve uma crise financeira que causa uma depreciação cambial pode ter os preços de seus ativos caindo, fluxo de capital para fora se torna um ataque especulativo, porque investidores naturalmente preveem um declínio na exportação para o país de origem da crise e, portanto, uma piora de sua condição de balanço de pagamento.

2.3 Choques financeiros

O processo de integração econômica de um país no mercado mundial irá tipicamente envolver tanto trocas de comércio como conexões financeiras. Em uma região que é economicamente integrada em comércio, investimento e conexões financeiras uma crise financeira em um país pode levar diretamente a efeitos financeiros, incluindo diminuições em trocas de crédito, entre outras trocas de capital para outros países.

2.4 Relações comerciais entre Brasil e os países estudados

O Brasil é a maior economia do continente da América do Sul representando perto de 50% do total das riquezas representada pelo PIB do continente. Porém, desde 2012 o país vem crescendo menos do que a média do continente e perdendo espaço no total do PIB da região.

Em 2010 o Brasil representava 56,8% do total do PIB do continente, e em 2015 representou 50% como mostra a Tabela 1.

Tabela 1 – Participação do Produto Interno Bruto (PIB) Brasileiro na América do Sul

Ano	PIB América do Sul (em Trilhões de US\$)	PIB Brasil (em Trilhões de US\$)	% Participação do PIB Brasileiro
2005	1,68	0,89	53%
2006	2,05	1,10	53,6%
2007	2,54	1,39	54,7%
2008	3,09	1,69	54,6%
2009	3,03	1,66	54,7%
2010	3,87	2,20	56,8%
2011	4,43	2,61	58,9%
2012	4,43	2,46	55,5%
2013	4,46	2,46	55,1%
2014	4,46	2,41	54%
2015	3,54	1,77	50%

Fonte: Elaborado pelo autor (2016).

No âmbito das trocas comerciais em relação a América do Sul o país perdeu espaço nas exportações em 1,1% e aumentou as importações do continente em 15,2% de 2010 a 2014. O saldo comercial diminuiu de US\$ 11,26 bilhões em 2010 para US\$ 6,9 bilhões em 2014. A participação do Brasil no intercâmbio comercial do continente caiu de 16,4% em 2010 para 14,7% em 2014 como mostra a Tabela 2.

Tabela 2 - Transações comerciais entre Brasil e América do Sul (US\$ em bilhões).

Descrição/Ano	2010	2011	2012	2013	2014	2010-2014
Exportações brasileiras:	37,17	45,26	40,18	41,17	36,75	-1,10%
Varição em relação ao ano anterior	37,6%	21,8%	-11,2%	2,5%	-10,7%	
Participação nas exportações totais do Brasil	18,4%	17,7%	16,6%	17,0%	16,3%	
Importações brasileiras:	25,91	30,91	30,53	32,19	29,85	15,20%
Varição em relação ao ano anterior	35,6%	19,3%	-1,2%	5,4%	-7,3%	
Participação nas importações totais do Brasil	14,3%	13,7%	13,7%	13,4%	13,0%	
Intercâmbio comercial:	63,08	76,17	70,71	73,36	66,6	5,60%
Varição em relação ao ano anterior	36,8%	20,7%	-7,2%	3,7%	-9,2%	
Participação do intercâmbio comercial total do Brasil	16,4%	15,8%	15,2%	15,2%	14,7%	
Saldo Comercial	11,26	14,36	9,65	8,98	6,9	

Fonte: Brasil (2015).

2.4.1 Brasil – Chile

Desde o estabelecimento das relações diplomáticas no século XIX e assinatura do tratado da Amizade, Comércio, e Navegação em 1838 diversos outros tratados bilaterais foram assinados visando a maior relação socioeconômica entre os países. O Chile está entre os maiores parceiros comerciais do Brasil na América Latina. O intercâmbio comercial totalizou US\$ 9 bilhões em 2014. Sendo US\$ 5 bilhões em exportações brasileiras e US\$ 4 bilhões de origem do Chile. Além disso, o Brasil concentra o maior estoque de investimentos externos chilenos no mundo, cerca de US\$ 20 bilhões. Por outro lado o Brasil possui cerca de US\$ 5 bilhões na economia chilena.

2.4.2 Brasil – Peru

O Peru é a quinta maior economia da América do Sul com um PIB aproximado de US\$ 200 bilhões e uma população de 30 milhões de pessoas. No ano de 2014, o comércio bilateral foi de US\$ 3,5 bilhões, sendo que o Brasil foi o terceiro maior parceiro comercial do Peru. As exportações do Brasil para o Peru alcançaram US\$ 1,8 bilhão, enquanto as importações chegaram a US\$ 1,7 bilhão, gerando um superávit de 104 milhões para o Brasil. O conteúdo das trocas comerciais é representado em 92% por produtos manufaturados, 7% em produtos básicos, e 1% em semimanufaturados.

Segundo o Ministério das Relações exteriores (2013) o investimento direto externo do Brasil no Peru vêm evoluindo nos últimos e já passou da marca de US\$ 1 bilhão em 2011. Neste mesmo ano a participação do capital externo Brasileiro passou dos 5%. Estes investimentos estão concentrados no setor de minérios 69% e indústria com 20%.

2.4.3 Brasil – Colômbia

A Colômbia apresenta um PIB aproximado de US\$ 380 bilhões e uma população de 50 milhões de pessoas. Embora a Colômbia seja a terceira maior potência econômica do continente, é apenas o sétimo parceiro comercial do Brasil na América do Sul. A corrente de comércio bilateral totalizou US\$ 4 bilhões em 2014. O Brasil exportou US\$ 2,38 bilhões em 2014 e importou US\$ 1,7 bilhões. Mais de 90% das exportações brasileiras para a Colômbia

são industrializados, principalmente produtos químicos, automóveis, peças automotivas e semimanufaturados de ferro e aço. Já a Colômbia exporta principalmente carvão e petróleo para o Brasil.

Até 2013 os investimentos brasileiros na Colômbia alcançaram US\$ 933 milhões focados em nos setores de infraestrutura, serviços de engenharia e aço. Os investimentos colombianos no Brasil na ordem de US\$ 733 milhões principalmente nos setores de transporte aéreo e eletricidade.

2.4.4 Brasil – Argentina

As trocas entre Brasil e Argentina totalizaram em 2015 US\$ 23 bilhões. As exportações brasileiras para a Argentina totalizaram US\$ 13 bilhões e as exportações Argentinas para o Brasil em US\$ 10 bilhões. A pauta exportadora do Brasil consiste em 90% de produtos manufaturados, principalmente automóveis. Da mesma forma a pauta importadora brasileira consiste em 57% de produtos manufaturados, principalmente itens relacionados a automóveis.

Segundo o Ministério Das Relações Exteriores (2014) o Brasil é um dos países com maior investimento externo direto (IED) na Argentina e entre 1997 e 2014 o estoque de IED foi de US\$ 17,8 bilhões, divididas principalmente na indústria com 28%, setor de petróleo e gás 33% e mineração com 16%.

3 CÓPULAS

Segundo Schweizer e Sklar (1983), uma cópula n -dimensional $C(u_1, \dots, u_n)$ é uma função de distribuição multivariada definida em $[0,1]^n$ cujas distribuições marginais são uniformes no intervalo $[0,1]$. Além disto, para qualquer distribuição conjunta $H(x_1, \dots, x_n)$ com marginais $F_1(x_1), \dots, F_n(x_n)$ temos que

$$H(x_1, \dots, x_n) = C(F_1(x_1), \dots, F_n(x_n)). \quad (1)$$

Se F_1, \dots, F_n são contínuas, então a cópula C associada a H é única e pode ser obtida pela seguinte equação:

$$C(u_1, u_2, \dots, u_n) = H(F_1^{-1}(u_1), \dots, F_n^{-1}(u_n)), \quad (2)$$

onde

$$u_1 = F_1(x_1), \dots, u_n = F_n(x_n). \quad (3)$$

Levando em consideração também que podemos transformar variáveis aleatórias contínuas em variáveis uniformes através da transformação integral de probabilidade, utilizamos as cópulas para obtermos distribuições multivariadas através da especificação de marginais.

3.1 Conceitos básicos

De acordo com Nelsen (2007) uma cópula bidimensional é uma função C com as seguintes propriedades:

1. $Dom C = S_1 \times S_2$, onde S_1 e $S_2 \in$ ao conjunto $I = [0, 1]$;
2. C é uma função não decrescente e *grounded*;
3. Para cada u em S_1 e v em S_2 , $C(u, 1) = u$ e $C(1, v) = v$;
4. Para o caso bidimensional, a condição da cópula ser uma função não decrescente é satisfeita se o volume H do retângulo B for maior que zero para todos os retângulos B que estão no domínio de H . $V_H(B) \geq 0$;
5. $V_H(B) = H(x_2, y_2) - H(x_2, y_1) - H(x_1, y_2) + H(x_1, y_1)$.

Segundo o Teorema de Sklar, sejam X_1, \dots, X_n , variáveis aleatórias com distribuição F_1, \dots, F_n , respectivamente, e distribuição conjunta H . Então existe uma cópula C tal que:

$$H(x_1, \dots, x_n) = C(F_1(x_1), \dots, F_n(x_n)), \quad (4)$$

para todo $x_1, \dots, x_n \in \mathbb{R}$. Se $F_1(x_1), \dots, F_n$, são todas contínuas, então C é única, caso contrário C é determinada somente em $\text{Im } F_1 \times \dots \times \text{Im } F_n$. Seja H uma função de distribuição n -dimensional com marginais contínuas F_1, \dots, F_n e cópula C . Então para qualquer $u = (u_1, u_2, \dots, u_n)$ em $[0, 1]^n$

$$C(u_1, u_2, \dots, u_n) = H(F_1^{-1}(u_1), \dots, F_n^{-1}(u_n)), \quad (5)$$

onde F^{-1} é a inversa generalizada.

Uma vez que o pesquisador tenha especificado as distribuições marginais, uma cópula apropriada é selecionada. Uma cópula adequada a uma determinada aplicação é aquela que melhor captura a estrutura de dependência dos dados. Abaixo seguem algumas cópulas que estão sendo usadas mais frequentemente nos trabalhos empíricos e serão utilizadas neste trabalho. As cópulas estão escritas em termos de variáveis aleatórias u_1 e u_2 que possuem distribuições marginais uniformes padrão, e são as distribuições acumuladas das variáveis estudadas.

3.2 Famílias de cópulas

As famílias de cópulas que serão utilizadas no trabalho serão ilustradas nas subseções abaixo.

3.2.1 Cópula Gaussiana (Normal)

A cópula gaussiana tem a seguinte forma:

$$C(u_1, u_2; \theta) = \Phi_G(\Phi^{-1}(u_1), \Phi^{-1}(u_2); \theta), \quad (6)$$

$$= \int_{-\infty}^{\Phi^{-1}(u_1)} \int_{-\infty}^{\Phi^{-1}(u_2)} \frac{1}{2\pi(1-\theta^2)^{1/2}} \times \left\{ \frac{-(s^2 - 2\theta st + t^2)}{2(1-\theta^2)} \right\} ds dt, \quad (7)$$

onde Φ é a função de distribuição acumulada da distribuição normal padrão, e $\Phi_G((u_1, u_2))$ é a distribuição normal bivariada padrão com parâmetro de correlação θ restrito ao intervalo $(-1, 1)$. A cópula gaussiana é flexível no sentido de permitir graus iguais de dependência positiva e negativa.

Este é o tipo de cópula que Lee (1983) propôs para modelar seletividade no contexto de distribuições contínuas não normais.

3.2.2 Cópula T-student

É uma cópula com dois parâmetros de dependência (θ_1, θ_2) , v graus de liberdade e correlação ρ .

$$C^t(u_1, u_2, \theta_1, \theta_2) = \int_{-\infty}^{t_{\theta_1}^{-1}(u_1)} \int_{-\infty}^{t_{\theta_2}^{-1}(u_2)} \frac{1}{2\pi(1-\theta_2^2)^{1/2}} \times \left\{ 1 + \frac{(s^2 - 2\theta_2 st + t^2)}{v(1-\theta_2^2)} \right\}^{-(\theta_1+2)/2} ds dt, \quad (8)$$

onde $t_{\theta_1}^{-1}(u_1)$ denota a inversa da função distribuição acumulada da distribuição t univariada padrão, com θ_1 graus de liberdade. Ademais, este parâmetro também controla a espessura das caudas.

3.2.3 Cópula de Clayton (1978) (Arquimediana)

Esta cópula toma a forma:

$$C(u_1, u_2, \theta) = (u_1^{-\theta} + u_2^{-\theta} - 1)^{-1/\theta}, \quad (9)$$

onde o parâmetro de dependência θ está restrito a região $(0, \infty)$. A Cópula de Clayton não considera dependência negativa, e tem sido usada em estudos sobre riscos correlacionados, pois exibe uma forte dependência na cauda esquerda e fraca dependência na direita. Segundo Trivedi e Zimmer (2005) evidências empíricas sugerem que a inadimplência é altamente correlacionada em tempo de recessão. Similarmente, pesquisas tem verificado que existe uma forte correlação entre as idades de morte dos casais. Desta maneira, quando a correlação entre dois eventos, sejam a performance de dois fundos, ou o falecimento dos cônjuges, é mais forte na cauda esquerda da distribuição conjunta, a cópula de Clayton é a escolha apropriada para a

modelagem. Como por exemplo, no caso de um falecimento de um cônjuge, onde a probabilidade do parceiro morrer é maior nos anos subsequentes ao trauma.

3.2.4 Cópula de Frank (1979) (Arquimediana)

Possui o seguinte formato:

$$C(u_1, u_2, \theta) = -\theta^{-1} \log \left\{ 1 + \frac{(e^{-\theta u_1} - 1)(e^{-\theta u_2} - 1)}{e^{-\theta} - 1} \right\}, \quad (10)$$

onde parâmetro de dependência pode assumir valores entre $(-\infty, +\infty)$, destarte esta cópula permite dependência negativa entre as marginais, e a dependência nas caudas são simétricas. Entretanto, simulações mostraram que a dependência nas caudas é menor do que na Gaussiana e é mais forte no meio da distribuição.

3.2.5 Cópula de Gumbel (1960) (Arquimediana)

Possui a seguinte forma:

$$C(u_1, u_2, \theta) = \exp(-(\tilde{u}_1^\theta + \tilde{u}_2^\theta)^{1/\theta}), \quad (11)$$

onde

$$\tilde{u}_j = -\log u_j, \quad (12)$$

onde o parâmetro de dependência fica entre $[1, \infty)$. Assim como a Cópula de Clayton, a de Gumbel também não permite dependência negativa, mas por outro lado, ela exibe uma forte dependência na cauda direita e relativamente fraca dependência na cauda esquerda. Quando os dados mostram uma correlação acentuada para altos valores, e relativamente menos intensa para baixos valores, a Cópula de Gumbel é a escolha apropriada.

3.3 Medidas de dependência e concordância

Segundo Trivedi e Zimmer (2005), dado a grande variedade de cópulas que podem ser escolhidas, é necessário ter algum critério de decisão para escolha das mesmas. Uma importante maneira de escolher uma cópula é analisar como o parâmetro de dependência ou de concordância da cópula se insere no contexto que queremos analisar. Nelsen (2007) separa o termo dependência do tipo concordância para medidas de concordância como o τ de Kendall e o ρ de Spearman e separa o termo medidas de dependência para a correlação de Pearson ou dependência caudal.

Duas variáveis aleatórias (X, Y) são dependentes ou associadas se elas não são independentes, $F(X, Y) \neq F_1(X)F_2(Y)$. Sendo $\delta(X, Y)$ a medida de dependência no caso bivariado, temos quatro propriedades desejáveis associadas:

- $\delta(X, Y) = \delta(Y, X)$, é a simétrica;
- $-1 \leq \delta(X, Y) \leq +1$, normalização ;
- $\delta(X, Y) = 1 \leftrightarrow (X, Y)$ é comotônica, $\delta(X, Y) = -1$, é contracomotônica;
- Para uma transformação estritamente monôtonica $T: \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R}$ de X : $\delta(T(X), Y) = \delta(X, Y)$ crescente em T e $-\delta(X, Y)$ decrescente em T .

3.3.1 Tau de Kendall

De acordo com Nelsen (2007) seja $(x_1, y_1, \dots, x_n, y_n)$ uma amostra de n observações de um vetor de variáveis aleatórias contínuas (X, Y) . Existem $\binom{n}{2}$ pares distintos (x_i, y_i) e (x_j, y_j) de observações na amostra e cada par é concordante ou discordante seja c o número de pares concordantes e d o de discordantes. O tau de Kendall para a amostra é definido como:

$$t = \frac{c-d}{c+d}, \quad (13)$$

onde t é a probabilidade de concordância menos a probabilidade de discordância escolhida aleatoriamente da amostra. A versão para a população do tau de Kendall para um vetor (X, Y) de variáveis aleatórias contínuas com distribuição conjunta H é definida similarmente. Seja (X_1, Y_1) e (X_2, Y_2) cada um com função de distribuição conjunta H . Então a versão

populacional do tau de Kendall é a probabilidade de concordância menos a probabilidade de discordância

$$\tau = \tau_{X,Y} = P[(X_1 - X_2) > 0] - P[(X_1 - X_2) < 0]. \quad (14)$$

Em termos de cópulas temos:

$$\tau = 4 \iint_0^1 [C(u_1, u_2) dC - (u_1, u_2) - 1]. \quad (15)$$

3.3.2 Rho de Spearman

Como o tau de Kendall, o Rho de Spearman é baseado em concordâncias e discordâncias. Segundo Nelsen (2007), sejam $(X_1, Y_1), (X_2, Y_2), (X_3, Y_3)$ três vetores aleatórios com uma função de distribuição conjunta H cujas marginais são F e G e uma copula C. A versão populacional do $\rho_{X,Y}$ é definido ser proporcional a probabilidade de concordância menos a probabilidade de discordância para os dois vetores (X_1, Y_1) e (X_2, Y_3) i.e, um par de vetores com as mesmas marginais, mas um vetor tem função de distribuição H, enquanto os componentes da outra são independentes:

$$\rho_{X,Y} = 3(P[(X_1 - X_2)(Y_1 - Y_3) > 0]) - P[(X_1 - X_2)(Y_1 - Y_3) < 0]. \quad (16)$$

Enquanto a função de distribuição conjunta de (X_1, Y_1) é $H(x, y)$, e a função de distribuição conjunta de (X_2, Y_3) é $F(x)G(y)$, pois X_2 e Y_3 são independentes. Então X_2 e Y_3 cópula de C é uma cópula produto. Em termos de cópulas pode ser expresso como:

$$\rho = 12 \iint_0^1 u_1 u_2 dC(u_1, u_2) - 3 \quad (17)$$

$$\rho = 12 \cdot E(U_1, U_2) - 3 = E(U_1 U_2) \sqrt{\text{var}(U_1)} \sqrt{\text{var}(U_2)}. \quad (18)$$

3.3.3 Dependência caudal

Em alguns casos é interessante conhecer medidas de concordância para valores extremos das variáveis aleatórias estudadas, ou seja, valores no quadrante alto à direita e no quadrante baixo à esquerda do I^2 . Ainda segundo Nelsen (2007), sejam X e Y duas variáveis aleatórias com funções de distribuições F e G, respectivamente. O parâmetro de dependência da calda superior λ_U é o limite se ele existe da probabilidade condicional de que Y é maior que o 100-ésimo percentil de G dado que X é maior do que o 100-ésimo de F quando t se aproxima de 1, isto é:

$$\delta_U = \lim_{t \rightarrow 1^-} P[Y > G^{-1}(t) | X > F^{-1}(t)]. \quad (19)$$

Da mesma forma o parâmetro de dependência da cauda inferior δ_L é o limite da probabilidade condicional de que Y é menor ou igual ao 100-ésimo percentil de G dado que X é menor ou igual ao 100-ésimo percentil de F quando t se aproxima a 0, isto é :

$$\delta_L = \lim_{t \rightarrow 0} P[Y > G^{-1}(t) | X > F^{-1}(t)]. \quad (20)$$

Estes parâmetros são não paramétricos e dependem somente da cópula de X e Y. Se $\delta_U \in (0,1]$ dizemos que C tem dependência na cauda superior; se $\delta_U = 0$ a cópula não apresenta dependência na cauda superior, a mesma lógica vale para cauda inferior δ_L .

3.4 Estimação

Esta seção apresenta as principais técnicas de estimação para estimar os parâmetros das cópulas. Segundo Trivedi e Zimmer (2005), a estimação direta de todos os parâmetros usando a máxima verossimilhança toda (*Full maximum likelihood (FML)*) é o método mais direto de estimação.

Outro método é a máxima verossimilhança em dois passos, *2 - step maximum likelihood method* - (TMSL) nas quais as marginais são estimadas em um primeiro passo e o parâmetro de dependência é estimado no segundo passo quando as marginais já foram colocadas na função cópula. É também reconhecida na literatura por Joe (1997) como *inference functions for margins*. Ainda segundo os mesmos autores o TMSL apresenta

características interessantes como a de que a estrutura de dependência é independente das distribuições marginais.

3.4.1 Máxima verossimilhança

Escolhida a cópula considere as funções de densidade marginal como

$$f_j(y_j|x_j; B_j) = \frac{\partial F_j(y_j|x_j; \beta_j)}{\partial y_j}, \quad (21)$$

e a derivada da copula como $\partial C_j(F_1|x_1; \beta_1), (F_2|x_2; \beta_2; \theta)/\partial F_j$ para $j=1,2$. Então a densidade da cópula é:

$$c(F_1(\cdot), F_2(\cdot)) = \frac{d C(F_1(\cdot), F_2(\cdot))}{dy_2 dy_1} = C_{12}(F_1(\cdot), F_2(\cdot)) f_1 f_2, \quad (22)$$

e a função de log verossimilhança é

$$L_N(y_1|x_1; \beta_1) = (y_2|x_2; \beta_2; \theta) = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^2 \ln f_{ji}(y_{ji} | X_{ji}; \beta_j) + \sum_{i=1}^N C_{12}(F_1(y_{1i} | x_{1i}; \beta_1, F_2(y_{2i} | x_{2i}; \beta_2; \theta)), \quad (23)$$

a função de log verossimilhança se decompõe em duas partes em que somente a segunda depende do parâmetro de dependência, onde

$$L_N(\beta_1, \beta_2, \theta) = L_{1,N}(\beta_1, \beta_2) + L_{2,N}(\beta_1, \beta_2, \theta). \quad (24)$$

As estimativas de FML são obtidas resolvendo as equações de score $\frac{\partial L_N}{\partial \Omega} = 0$. Onde Ω é o vetor de parâmetros. Essas equações são não lineares em geral, mas os algoritmos iterativos de quasi-newton funcionam para este caso.

3.4.2 Máxima verossimilhança em dois passos (TSML)

Segundo Trivedi e Zimmer (2005) o método de dois passos separa a estimação das marginais do parâmetro de dependência. Suponha que as distribuições marginais são parametrizadas e condicionadas em covariáveis. Esta abordagem é computacionalmente atrativa se o vetor for grande e a estimação por FML for problemática. O método tem a vantagem de que as especificações das marginais possam ser testadas para ver se oferecem o melhor ajuste para os dados. A verossimilhança para cada marginal univariada é

$$L_j(\beta_j) = \sum_{i=1}^N \log f_j(y_{ij} | x_{ij}, \beta_j). \quad (25)$$

Podemos maximizar cada verossimilhança para obter $\hat{\beta}_j$ para cada marginal j . Então, trata-se estes valores como dados e a equação (24) é maximizada com respeito ao único parâmetro de dependência θ . Esta técnica segundo Joe (1997) é também conhecida como funções de inferência para marginais (IFM). Sob condições de regularidade, a IFM produz estimativas que são consistentes com o método FML, mas menos eficiente.

4 MODELOS E ESTIMAÇÃO

O presente trabalho utiliza a metodologia de cópulas paramétricas e teste específico de *bootstrap* paramétrico para determinar a presença de contágio financeiro do Brasil para alguns países da América do Sul na recente crise Brasileira.

Com o objetivo de estimar as cópulas e seus respectivos parâmetros de dependência é preciso primeiramente estimar os modelos para as marginais. Para tal o modelo marginal é ARMA-GARCH, modelo usado para modelar séries financeiras para tratar problemas de heterocedasticidade e autocorrelação, de maneira que os resíduos sejam ruídos brancos. Os resíduos padronizados dos modelos ARMA – GARCH foram transformados em observações uniformes $u_{1,t}$ e $u_{2,t}$ por meio da função empírica de distribuição:

$$u_{ij} = \frac{r_{ij}}{n+1}, \quad (26)$$

para $i = (1, \dots, n)$ e $j = (1, \dots, d)$, onde r_{ij} denota o rank de x_{ij} e x_{kj} . As pseudo-observações podem então ser computadas por componente aplicando as funções de distribuição empíricas aos dados e escalar os resultados por $\frac{n}{n+1}$. De posse das pseudo-observações uniformes, as cópulas são estimadas e escolhidas conforme teste de significância dos parâmetros de dependência e critérios de escolha AIC.

4.1 Modelos para distribuições marginais

Devido as séries temporais financeiras poderem possuir uma estrutura auto regressiva na média e na variância é utilizada a metodologia ARMA (m,n) – GARCH(p,q) dos retornos dos ativos conforme as equações a seguir:

$$\varphi(L)r_t^i = \vartheta(L)\varepsilon_t \quad (27)$$

$$\varepsilon_t = z_t \sigma_t, \quad (28)$$

onde $z_t \sim \text{iid}(0,1)$,

$$\sigma_t^2 = \omega + \alpha(L)\varepsilon_{t-1}^2 + \beta(L)\sigma_{t-1}^2, \quad (29)$$

onde L é o operador de defasagem e $\varphi(L)$, $\vartheta(L)$, $\alpha(L)$, e $\beta(L)$ são polinômios de defasagem de ordem respectivamente, m , n , q , e p .

Para o processo de inovação optou-se por utilizar a distribuição t-student assimétrica, pois as características amostrais dos retornos indicam assimetria e excesso de curtose. Então é indicado, a tentativa do uso de outras distribuições que não são a normal. Engle, Gonzáles e Rivera (1991) mostram que em um modelo gaussiano univariado de estimação de quase verossimilhança é ineficiente, com seu grau de ineficiente relacionado com o grau de descolagem dos dados da normalidade. Foram também utilizados processos de inovação com distribuição normal e t-student simétrico. Foi utilizado o critério de informação AIC para identificação do melhor modelo que se mostrou o de t-student assimétrica.

A parametrização da distribuição assimétrica t-student utilizada segue uma reparametrização feita por Lambert e Laurent (2001) do trabalho de Fernández e Steel (1998) que padroniza a densidade, ou seja, faz com que tenha média zero e variância um. Uma variável z_t é dita t-assimétrica $(0, 1, \epsilon, \nu)$. Onde ϵ o parâmetro de curtose e ν os graus de liberdade:

$$f(z_t | \epsilon, \nu) = \begin{cases} \frac{2}{\epsilon+1/\epsilon} sg[\epsilon(z_t s + m) | \nu] se z_t < -m/s \\ \frac{2}{\epsilon+1/\epsilon} sg[\epsilon(z_t s + m) / |\epsilon/\nu] se z_t \geq -m/s \end{cases}, \quad (30)$$

onde $g(.|\nu)$ é uma densidade t-student simétrica com $\nu > 2$. Os valores de m e s são os valores de média e variância de uma densidade t-assimétrica não padronizada de Fernández e Steel (1998):

$$m(\epsilon, \nu) = \frac{\nu(\nu-1)\sqrt{\nu-2}}{2\sqrt{\pi\nu(\frac{\nu}{2})}} (\epsilon - 1/\epsilon), \quad (31)$$

$$s^2(\epsilon, \nu) = \left(\epsilon^2 + \frac{1}{\epsilon^2} - 1 \right) - m^2. \quad (32)$$

As principais vantagens deste modelo são a fácil implementação, os parâmetros são de fácil interpretação, e de boa performance e dados financeiros.

4.2 Bootstrap

A metodologia *bootstrap* introduzida inicialmente por Efron (1979) apareceu com o objetivo de medir a precisão dos estimadores. Segundo Pascual e Ruiz (2002) podemos ilustrar a situação de maneira simples. Seja $x = (x_1, x_2, \dots, x_n)$ um conjunto de n observações i.i.d com função de distribuição F , e seja $\theta = s(F)$ o parâmetro a ser estimado. Dado que a função de distribuição empírica F_n é uma boa aproximação da verdadeira distribuição F , um estimador natural de θ é $\hat{\theta} = s(F_n)$.

A metodologia *bootstrap* permite uma aproximação da distribuição de $\hat{\theta}$ sob condições gerais baseadas em réplicas, $(x_1^*, x_2^*, \dots, x_n^*)$ dos dados (x_1, x_2, \dots, x_n) , realizando reamostragens de F_n . Uma vez que as réplicas *bootstrap* B dos dados originais foram feitas e a realização *bootstrap* do parâmetro θ_i^* , $i=1, \dots, B$, a distribuição da reamostragem da estatística θ^* é utilizada para aproximar a distribuição de $\hat{\theta}$. Esta metodologia de *bootstrap* é simples e só se aplica a dados i.i.d. Se for aplicado a dados que apresentam dependência, os dados reamostrados não manterão as propriedades dos dados originais, levando a resultados estatísticos inconsistentes.

Li e Maddala (1996) e Berkowitz e Kilian (2000) revisam os mais relevantes avanços em *bootstrap* para séries temporais e mostram que os algoritmos que utilizam alguma hipótese paramétrica de um modelo para os dados são preferíveis em muitas aplicações. Segundo Pascual e Ruiz (2002) quando testam uma hipótese nula H_0 , é fundamental realizar o *bootstrap* para o modelo correto. No caso das séries temporais não é recomendado realizar o *bootstrap* diretamente nos dados, mas nos resíduos de um modelo.

A metodologia que será utilizada para realizar o procedimento *bootstrap* segue (2014) e Pascual (2006). Está definida de forma simples em sete etapas:

- a) computar o vetor de parâmetros $\hat{\delta}$ dos modelos ARMA-GARCH para cada retorno;
- b) calcular os resíduos do modelo do passo 1;
- c) realizar reamostragem *bootstrap* nos resíduos e utilizar os parâmetros do modelo ARMA-GARCH para obter série de retornos;
- d) utilizar retornos obtidos no passo anterior para estimar modelo ARMA GARCH, obter resíduos e transformá-los em pseudo-observações através da equação (26);
- e) estimar a cópula e guardar parâmetros;

- f) realizar procedimentos 3, 4, e 5 para as B reamostragens *bootstrap*;
- g) construir o intervalo de confiança para os parâmetros de dependência das cópulas.

Obtidos os vetores de parâmetros de dependência das cópulas $\rho_b^{precrise}$, e ρ_b^{crise} $b=1, \dots, B$, para cada par de retornos escolhidos, devemos calcular um vetor de diferenças entre esses períodos para cada $\rho_b^{precrise} - \rho_b^{crise}$ para cada amostra bootstrap de cada retorno. A hipótese nula a ser testada é:

$$H_0^i : \rho_b^{crise} - \rho_b^{precrise} = 0, H_1^i : \rho_b^{crise} - \rho_b^{precrise} \neq 0. \quad (33)$$

Será construído um intervalo de confiança através dos percentis 0.025 e 0.975. Ou seja, através de um intervalo de confiança de 95%.

Se o intervalo de confiança das diferenças dos parâmetros pré-crise e crise contiver o valor 0, é possível afirmar que as diferenças entre os dois períodos são nulas, a este nível de significância. Ou seja, não existe uma diferença significativa entre os parâmetros nos dois períodos analisados.

5 ANÁLISE EMPÍRICA

Esta seção analisa os dados utilizados e resultados das estimações do estudo. É feita uma análise descritiva dos dados dos índices financeiros de cada país utilizado. Posteriormente apresentado os resultados modelos das densidades marginais ARMA- GARCH, assim como o resultado das estimações dos parâmetros de dependência das cópulas e seus respectivos testes de mudança de parâmetro nos períodos pré e de crise.

5.1 Dados e estatísticas descritivas

Foram utilizados dados de países da América do Sul. Brasil, Argentina, Peru, Chile, e Colômbia no sentido de analisar se na recente crise Brasileira houve contágio para estes países vizinhos. O período analisado vai de 03/01/2011 a 27/01/2016, e as diferenças entre amostras devido a feriado nacionais e outros eventos são corrigidas eliminando-se da amostra dias que existiam somente em um dos índices analisados em relação ao seu índice de comparação que é o Ibovespa. Os índices de ações de cada país estão descritos na Tabela 3.

Tabela 3 - Países e índices financeiros selecionados.

PAÍS	ÍNDICE
Brasil	IBOVESPA
Argentina	MERVAL
Colômbia	COLCAP
Chile	IPSA
Peru	IBVL

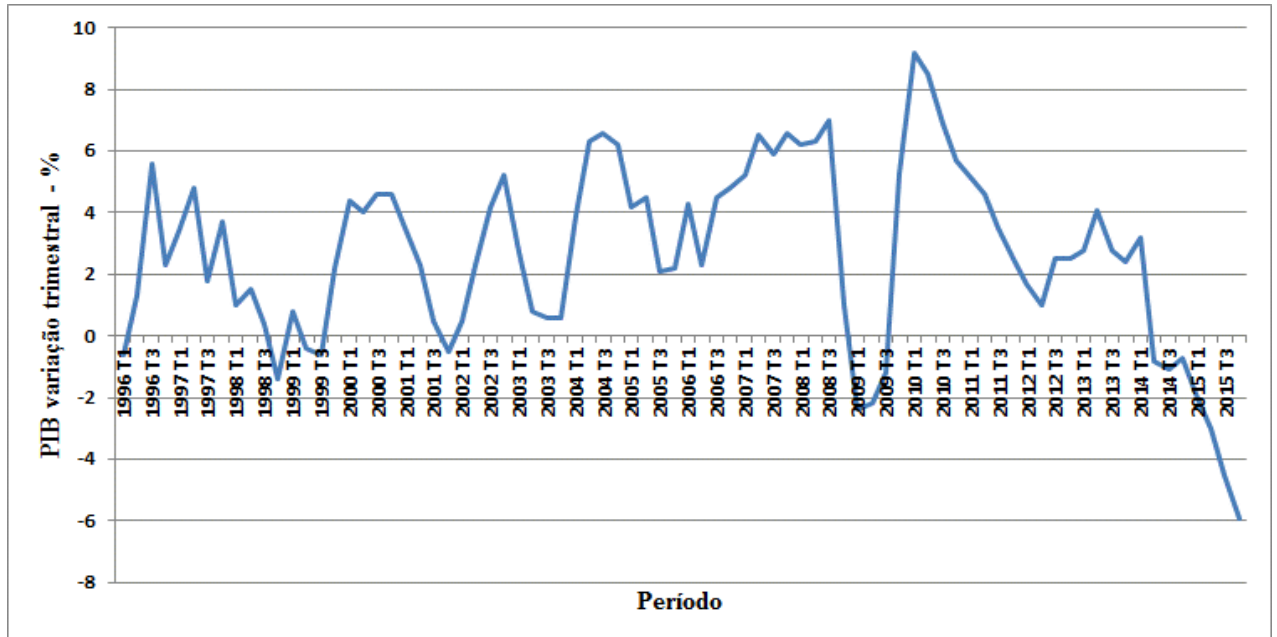
Fonte: Elaboração do autor (2016).

Como o objetivo era de analisar o contágio da recente crise Brasileira nos países vizinhos através de cópulas bivariadas foram escolhidas apenas pares de índice que contivessem o Ibovespa. Ou seja, são quatro pares de índices a serem analisados. O período considerado pré-crise é de JAN/2011 a DEZ/2013, período identificado com antes da crise. O período de crise é de JAN/2014 a JAN/2016, período de crise, onde temos os últimos dados disponíveis.

As contas de crescimento do PIB do Brasil começam a apresentar dados negativos com mais intensidade a partir de 2014, especialmente a partir do segundo trimestre, onde o PIB decaiu 0,83% no período em relação ao mesmo trimestre do ano anterior. A série negativa

segue até o último dado disponível de -4,45% do terceiro trimestre de 2015, representando seis taxas negativas seguidas como mostra a Figura 1.

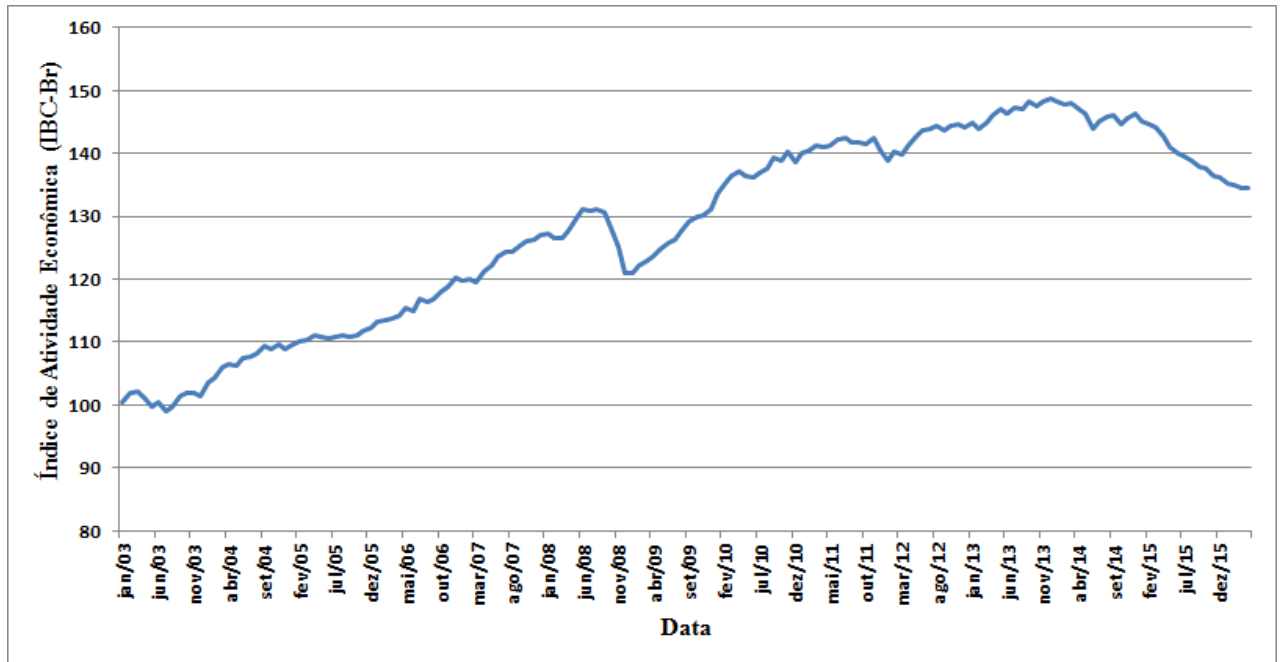
Figura 1 - PIB Trimestral Brasileiro - % de variação em relação ao mesmo trimestre do ano anterior.



Fonte: Elaborado pelo autor (2016).

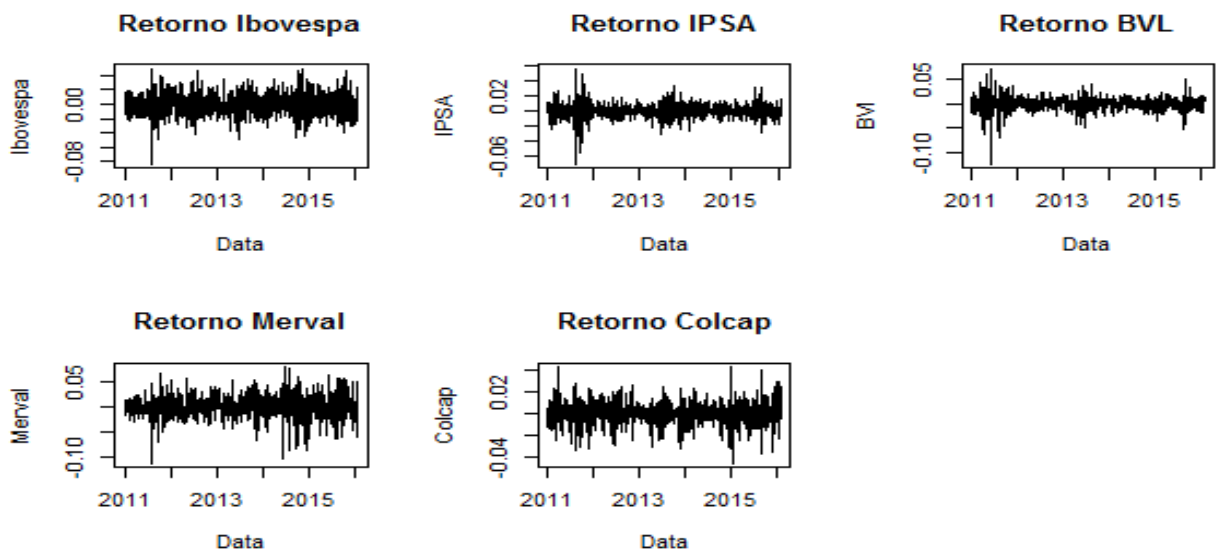
O mesmo fenômeno pode ser visto na série de índice de atividade econômica do Banco Central do Brasil. O índice de maneira geral vinha obtendo resultados positivos anualmente. Fato que se começa a inverter em 2014 e persiste até os últimos dados de dezembro de 2015, como mostrado na Figura 2.

Figura 2 - Índice de atividade Econômica do Banco Central (IBC-Br) com ajuste sazonal.



Fonte: Elaboração do autor (2016).

Figura 3 - Retornos dos índices selecionados.



Fonte: Elaboração do autor (2016).

As estatísticas descritivas analisadas do IBOVESPA mostram que o retorno médio do período pré-crise econômica foi de -0,042% e o do período de crise foi de -0,061%. Tanto o máximo e o mínimo da série são verificados no período pré-crise. O desvio padrão do período de crise é 0,015 contra 0,0142 no período definido como pré-crise. O valor da curtose que diz respeito aos valores extremos e os pesos das caudas da distribuição diminui para o período de

crise indicando que valores extremos não estão tão presentes na série do IBOVESPA em crise quanto no pré-crise. A assimetria dá uma ideia da ocorrência de valores extremos positivos ou negativos. No caso do IBOVESPA a assimetria passa de negativa para positiva no período analisado, indicando a mudança de comportamento no período.

No caso do índice IPSA do Chile o retorno médio no período aumentou do período pré-crise para o período de crise econômica. O valor máximo e mínimo se encontram no período pré-crise. O valor do desvio padrão diminuiu 29% em relação ao período pré-crise contrariando os dados do IBOVESPA. O valor da curtose diminuiu 76% indicando a presença de valores mais extremos, de caudas mais pesadas no período pré-crise. O valor da assimetria passa de negativo para positivo, indicando que valores positivos são mais frequentes no período de crise.

O índice BVL do Peru apresenta um retorno médio maior no período pré-crise em relação ao de crise, porém ambos negativos. Ambos valores de mínimo e máximo se encontram no período definido como pré crise. O desvio padrão diminuiu no período de crise em 93%.

O índice Merval da Argentina é o que apresenta retornos médios positivos em ambos os períodos, de maior intensidade no período de crise econômica no Brasil. O parâmetro de assimetria continua negativo e se torna mais negativo em 0,04, evidenciando que há ocorrência de extremos negativos com mais intensidade neste índice. O parâmetro de curtose diminuiu evidenciando que a incidência de valores extremos diminuiu.

Já o índice COLCAP da Colômbia apresenta resultados de retorno médio mais negativo no período de crise econômica no Brasil, incidência de valores de mínimo e máximo no período de crise econômica no Brasil, assim como seu valor de desvio padrão aumenta. O valor dos parâmetros de curtose aumentam e de assimetria se tornam positivos no período de crise como mostrado na Tabela 4 as estatísticas descritivas dos retornos.

Tabela 4 - Estatística descritiva dos retornos

Estatística	Período pré-crise					Período de crise econômica					Amostra toda				
	IBOVESPA	IPSA	BVL	MERVAL	COLCAP	IBOVESPA	IPSA	BVL	MERVAL	COLCAP	IBOVESPA	IPSA	BVL	MERVAL	COLCAP
Média	-0,0004	-0,0004	-0,0004	0,0001	-0,0002	-0,0006	-0,0001	-0,0010	0,0013	-0,0007	-0,0005	-0,0003	-0,0007	0,0008	-0,0004
Mediana	-0,0004	-0,0001	-0,0005	-	0,0000	-0,0018	-0,0003	-0,0002	0,0005	-0,0007	0,0008	-0,0002	-0,0003	-	-0,0003
Máximo	0,0498	0,0568	0,0716	0,0672	0,0420	0,0490	0,0323	0,0498	0,0810	0,0421	0,0497	0,0568	0,0716	0,0810	0,0421
Mínimo	-0,0831	-0,0718	-0,124	-0,137	-0,0336	-0,0463	-0,0281	-0,0520	-0,1050	-0,0448	-0,0843	-0,0718	-0,1240	-0,1379	-0,0448
Desvio Padrão	0,0142	0,0105	0,1480	0,0199	0,0092	0,0151	0,0074	0,0093	0,0243	0,0105	0,0145	0,0094	0,0128	0,0208	0,0098
Assimetria	-0,2200	-0,3200	-0,7100	-0,3900	-0,2500	0,2200	0,0500	-0,3700	-0,4300	0,0300	-0,0200	-0,2700	-0,6700	-0,4100	-0,1200
Curtose	2,1300	6,3200	10,4200	3,3000	1,8300	0,4600	1,5100	4,2200	1,8700	1,9700	1,3600	6,5100	11,7100	2,7800	1,9900

Fonte: Elaboração do autor (2016).

5.2 Resultados das distribuições marginais

Os modelos $st - ARMA(m,n) - GARCH(p,q)$ que foram escolhidos estimados conforme a sub seção 4.1 foram $ARMA(0,0) - GARCH(1,1)$ para o índice IBOVESPA, para o IPSA o melhor que melhor se ajustou foi $ARMA(0,1) - GARCH(1,1)$, para o índice BVL $ARMA(1,0) - GARCH(1,0)$. Para o índice Merval o modelo escolhido foi $ARMA(1,0) - GARCH(1,1)$ e o mesmo modelo para o índice COLCAP.

O parâmetro φ_1 da equação da média que representa a persistência do retorno se apresentou somente nos modelos dos índices BVL, Merval, E COLCAP. Para os três, o parâmetro foi significativo e de magnitude 0.10, 0.08 e 0.15 respectivamente. Todos os modelos obedeceram a restrição de positividade dos parâmetros. Além disso, os parâmetros α e β são todos próximos de 1, mostrando a alta persistência da variância condicional. O parâmetro de assimetria ϵ se mostra significativo e positivo conforme os resultados anteriormente obtidos.

Os resultados dos testes Ljung-Box Q e Q^2 aceitaram a hipótese nula de não correlação serial nos resíduos padronizados e nos resíduos padronizados ao quadrado dos modelos, portanto mostrando a escolha adequada dos mesmos. Ainda é possível ter evidências através do teste de Kolmogorov – Smirnov (KS) que as funções de distribuições acumuladas dos resíduos das marginais são uniformes (0,1) através da Tabela 5.

Tabela 5 - Resultados dos modelos ARMA – GARCH selecionados.

Equação da média					
Parâmetros	IBOVESPA	IPSA	BVL	Merval	COLCAP
δ	-0,00391 (-0,0038)	-0,000013 (0,0002)	-0,0005 (0,0003)	0,0009 (0,0005)	-0,0002 (0,0002)
φ_1			0,10*** (0,02)	0,08*** (0,02)	0,15*** (0,02)
ϑ_1		0,178*** (0,029)			
Equação da variância					
Parâmetros	IBOVESPA	IPSA	BVL	Merval	COLCAP
ω	0,000005* (0,000003)	0,000002 (0,000002)	0,000003 (0,000003)	0,00002 (0,00001)	0,000004 (0,000004)
α_1	0,049158*** (0,0024)	0,102163*** (0,027)	0,07*** (0,02)	0,11*** (0,03)	0,15*** (0,02)
β_1	0,92***	0,86***	0,90***	0,83***	0,81***

	(0,01)	0,031854	(0,02)	(0,07)	(0,04)
ϵ	1,0368*** (0,04198)	0,97*** (0,03)	0,94*** (0,03)	0,96*** (0,03)	0,92*** (0,03)
Q(10)	0,97	0,3	0,12	0,24	0,14
Q ² (10)	0,5	0,9	0,2	0,28	0,73
ARCH LM	0,9	0,8	0,76	0,6	0,44
KS	0,98	0,35	0,94	0,96	0,52

Legenda: *, **, *** representam nível de significância de 10%, 5% e 1% respectivamente. Valores em parênteses representam o desvio padrão. Resultado Q e Q² representado pelo p-valor dos testes Ljung-Box dos resíduos padronizados e resíduos padronizados ao quadrado, respectivamente. KS é representado pelo p-valor.

Fonte: Elaboração do autor (2016).

1.1 Resultados das cópulas e teste de *bootstrap*

De posse dos resíduos padronizados das estimações para cada modelo estimado transformamos estes em variáveis uniformes [0,1] com base na distribuição empírica da equação (26). Estes foram separados em dois períodos, pré-crise (2011 a 2014) e de crise (2014 a 2016). A partir das variáveis de cada período foram estimadas¹ as cópulas bivariadas dos quatro países analisados em relação ao Brasil. As cópulas escolhidas para estimação foram as tradicionais utilizadas na literatura T-student, Normal, Clayton, Frank e Gumbel como em Horta et al. (2008) onde os autores utilizam também estas cópulas para análise de contágio financeiro em países emergentes na crise do *subprime*. Arakelian e Dellaportas (2012) relatam que escolheram a cópula de Frank por suas boas propriedades simétricas e as cópulas de Clayton e Gumbel são complementares já que exibem dependências caudais opostas. Rodriguez (2007) utiliza as cópulas deste estudo com exceção da cópula normal.

O critério de escolha do melhor ajuste foi o AIC assim como em Horta et al. (2008) e Adam et al. (2013). As cópulas escolhidas para cada retorno nos períodos pré-crise e crise segundo o critério de ajuste de AIC para todos os casos foi a T-student como mostra a Tabela 6. assim como em Horta et al. (2008) onde esta cópula foi selecionada na maioria dos casos. A cópula T-student apresenta simetria nas caudas, e o peso das caudas definidos pelo valor do grau de liberdade da cópula.

¹Estimações realizadas no software R através de funções desenvolvidas pelos autores e pacotes do software.

Tabela 6 - Cópulas escolhidas.

Mercados	Cópula Escolhida	
	Pré-crise	Crise
IBOVESPA x Merval	T-student	T-student
IBOVESPA x COLCAP	T-student	T-student
IBOVESPA x IBVL	T-student	T-student
IBOVESPA x IPSA	T-student	T-student

Fonte: Elaboração própria (2016).

No caso da cópula bivariada IBOVESPA x Merval, o parâmetro de dependência diminui de 0.52 para 0.42 do período pré-crise para crise, indicando uma diminuição no grau de dependência nos mercados. No caso da relação IBOVESPA x COLCAP o parâmetro de dependência aumenta de 0.41 para 0.42. Para IBOVESPA x IBVL houve também uma queda na dependência de 0.43 para 0.30. Também foi verificado o mesmo fenômeno para a relação IBOVESPA x IPSA de 0.51 para 0.48. É notado de maneira geral que houve uma diminuição na dependência entre o mercado financeiro do Brasil e os países analisados através da tabela 7 é um indício contra a presença de contágio no período. É preciso investigar através dos resultados do *bootstrap* para detectar se houve diferença estatisticamente significativa entre dois períodos. Para tal é construído um intervalo de confiança para a diferença dos parâmetros vistos nos períodos. No caso da relação entre o mercado financeiro do Brasil (IBOVESPA) e o Colombiano (COLCAP) o intervalo de confiança de 95% construído é de -0,11 a 0,12. O intervalo contém o 0, e portanto a diferença entre os períodos pré crise e crise não é significativa. O resultado não encontra evidências de contágio financeiro do Brasil para a Colômbia na recente crise brasileira. No mesmo sentido apresenta-se o resultado dos parâmetros de dependência das cópulas estimadas para o par IBOVESPA E IPSA. O intervalo de confiança construído é de -0.12 a 0.12, o intervalo contém o valor 0, portanto a diferença entre os períodos pré crise e crise não é significativa, também não demonstrando um indício a favor da ocorrência de contágio entre os mercados financeiros de Brasil e Chile no período analisado. Para a relação Brasil-Peru, também foi identificado a não significância das diferenças dos parâmetros de dependências nos dois períodos. Também em relação aos mercados Brasileiro e Argentino há a presença do mesmo fenômeno de não diferença estatística entre as diferenças dos parâmetros. É verificado de maneira geral a não evidência de contágio do Brasil para todos os países estudados como mostra a Tabela 8, fato que vai de encontro com a maior parte da literatura até aqui estudada.

Tabela 7 - Resultados das cópulas

Pré crise - Cópulas			Crise – Cópulas			
	Parâmetro de dependência	AIC		Parâmetro de dependência	AIC	
IBOVESPA x Merval			IBOVESPA x Merval			
	Normal	0.53***	-201	Normal	0.40***	-115
	T-student	0.52***	-202	T-student	0.42***	-122
	Clayton	0.79***	-171	Clayton	0.52***	-89
	Gumbel	1.47***	-178	Gumbel	1.33***	-111
	Frank	3.3***	-170	Frank	2.8***	-115
IBOVESPA x Colcap			IBOVESPA x Colcap			
	Normal	0.39***	-126	Normal	0.41***	-87
	T-student	0.41***	-132	T-student	0.42***	-88
	Clayton	0.59***	-122	Clayton	0.57***	-75
	Gumbel	1.31***	-111	Gumbel	1.32***	-73
	Frank	2.37***	-98	Frank	2.76***	-82
IBOVESPA x IBVL			IBOVESPA x IBVL			
	Normal	0.44***	-150	Normal	0.30***	-44
	T-student	0.43***	-151	T-student	0.30***	-46
	Clayton	0.62***	-134	Clayton	0.37***	-36
	Gumbel	1.34***	-129	Gumbel	1.2***	-36
	Frank	2.69***	-130	Frank	1.92***	-42
IBOVESPA x IPSA			IBOVESPA x IPSA			
	Normal	0.52***	-224	Normal	0.48***	-132
	T-student	0.51***	-233	T-student	0.48***	-140
	Clayton	0.81***	-196	Clayton	0.7***	-107
	Gumbel	1.47***	-206	Gumbel	1.41***	-73
	Frank	3.35***	-188	Frank	3.29***	-130

Legenda: *** significativo a um nível de 1%

Fonte: Elaborado pelo autor (2016).

Tabela 8 - Diferença entre os parâmetros de dependência

Mercados financeiros	Intervalo de confiança 2,5% - 97,5%
IBOVESPA x Merval	-0,10 a 0,13
IBOVESPA x Colcap	-0,11 a 0,12
IBOVESPA x IBVL	-0,10 a 0,14
IBOVESPA x IPSA	-0,12 a 0,12

Fonte: Elaborado pelo autor (2016).

Kaminsky e Reinhart (2003) estudando o contágio entre países da América Latina, Estados Unidos e Ásia conclui que as turbulências no Brasil que não são acompanhadas por turbulências nos Estados Unidos ao mesmo tempo só tem um impacto regional na América Latina. No presente estudo contágio não é verificado em nível regional para o período o recente período estudado. Também pela visão de Corsetti, Pericoli e Sbracia (2005), há indícios de contágio do Brasil na crise de 1999 do Brasil para Argentina, Canadá, Chile e EUA. Lau et al. (2002) vai de encontro com o presente estudo a medida que analisa as dependências entre mercados financeiros nas diversas crises da década de 90 e início dos anos 2000, entre seus achados conclui que a nível regional os mercados da América Latina se tornaram mais integrados no período analisado. Porém, os mesmos autores concluem que contágio entre Brasil e Argentina a partir de 1999 deixam ser significantes, indício que permanece com resultado no presente estudo. Marçal e Valls Pereira (2009) analisando mercados financeiros da América Latina e Ásia no período de 1994 a 2003 analisa que não há indícios de contágio dos países da América Latina incluindo o Brasil para a Ásia, mas há contágio no sentido inverso.

6 CONCLUSÃO

Este trabalho utilizou metodologia de análise de contágio financeiro segundo o conceito proposto por Rigobon (2002) através da estimação de modelos marginais ARMA-GARCH de séries de retornos financeiro. Posteriormente, houve a estimação de parâmetros de dependência nos períodos de pré- crise e crise assim como a construção de um intervalo de confiança realizado via *bootstrap* paramétrico nos parâmetros de Joe (2014) e Pascual (2006). Esta metodologia é adotada para analisar a ocorrência de contágio entre mercados financeiros do Brasil para Chile, Peru, Argentina e Colômbia.

Os resultados encontrados indicaram a melhor cópula estimada para todos os casos foi a cópula t-student. No caso da cópula Brasil-Chile, o parâmetro de dependência diminuiu de 0,51 para 0,48 do período pré- crise para o de crise, porém através da construção do intervalo de confiança notou-se que esta diferença foi insignificante estatisticamente e portanto, não há indícios que a crise brasileira gerou efeitos de contágio no mercado financeiro do Chile. Para a cópula Brasil-Colômbia o parâmetro de dependência passou de 0,41 para 0,42 do período pré- crise para o de crise. Porém, este aumento também se mostrou insignificante estatisticamente conforme analisado via *bootstrap*. Portanto, notou-se neste período a falta evidências de contágio no mercado financeiro Colombiano. Para o mercado do Peru o parâmetro de dependência diminuiu de 0,43 para 0,30, porém quando analisado a diferença estatística via intervalo de confiança por *bootstrap* foi verificado que também neste caso a diferença não foi significativa, então há evidência contrária a existência de contágio no período do Brasil para o Peru. Em relação ao mercado Argentino o parâmetro de dependência da relação entre o mercado brasileiro e argentino diminuiu de 0,52 pra 0,42 do período pré crise para o período de crise. Também é verificado através da construção do intervalo de confiança através da metodologia *bootstrap* que a diferença dos períodos analisados não é estatisticamente significativa, o intervalo construído vai de -0,10 a 0,13. Ou seja, é verificado que de forma geral que não foi encontrada evidências de contágio do mercado financeiro Brasileiro para os países analisados.

Este trabalho tem a importância de ser inédito na avaliação do possível contágio de países da América do Sul a partir do Brasil com dados recentes, e apresentar resultados que vão de encontro com algumas tendências da existência de contágio entre países da América Latina em períodos anteriores tal como em Kaminsky e Reinhart (2003), Corsetti, Pericoli e Sbracia (2005) e Lau et al. (2002).

Para próximos estudos é sugerida a definição outro método para o estabelecimento dos períodos pré-crise e crise que consiga capturar de forma mais exata o momento de mudança dos parâmetros. Outra sugestão é analisar também a dependência destes países analisados para verificar se estes países possuem dependência maior com economias de países maiores como Estados Unidos, China, entre outros, assim como feito em Kaminsky e Reinhart (2003).

REFERÊNCIAS

- ARAKELIAN, Veni; DELLAPORTAS, Petros. Contagion determination via copula and volatility threshold models. **Quantitative Finance**, v. 12, n. 2, p. 295-310, 2012.
- BAIG, Mr Taimur; GOLDFAJN, Mr Ilan. **Financial market contagion in the Asian crisis**. International Monetary Fund, 1998.
- BAUWENS, Luc; LAURENT, Sébastien. A new class of multivariate skew densities, with application to generalized autoregressive conditional heteroscedasticity models. **Journal of Business & Economic Statistics**, v. 23, n. 3, 2005.
- BERKOWITZ, Jeremy; KILIAN, Lutz. Recent developments in bootstrapping time series. **Econometric Reviews**, v. 19, n. 1, p. 1-48, 2000.
- CHAN-LAU, Jorge A.; MATHIESON, Donald J.; YAO, James Y. Extreme contagion in equity markets. **IMF staff papers**, v. 51, n. 2, p. 386-408, 2004.
- CHERUBINI, Umberto; LUCIANO, Elisa; VECCHIATO, Walter. **Copula methods in finance**. New York: John Wiley, 2004.
- CHIANG, Thomas C.; JEON, Bang Nam; LI, Huimin. Dynamic correlation analysis of financial contagion: Evidence from Asian markets. **Journal of International Money and Finance**, v. 26, n. 7, p. 1206-1228, 2007.
- CORSETTI, Giancarlo; PERICOLI, Marcello; SBRACIA, Massimo. Some contagion, some interdependence: More pitfalls in tests of financial contagion. **Journal of International Money and Finance**, v. 24, n. 8, p. 1177-1199, 2005.
- DORNBUSCH, Rudiger; PARK, Yung Chul; CLAESSENS, Stijn. Contagion: understanding how it spreads. **The World Bank Research Observer**, v. 15, n. 2, p.177-197, 2000.
- ENGLE, Robert. Dynamic conditional correlation: A simple class of multivariate generalized autoregressive conditional heteroskedasticity models. **Journal of Business & Economic Statistics**, v. 20, n. 3, p. 339-350, 2002.
- ENGLE, Robert F.; GONZALEZ-RIVERA, Gloria. Semiparametric ARCH models. **Journal of Business & Economic Statistics**, v. 9, n. 4, p. 345-359, 1991.
- EFRON, Bradley. Computers and the theory of statistics: thinking the unthinkable. **SIAM review**, v. 21, n. 4, p. 460-480, 1979.
- EICHENGREEN, Barry; ROSE, Andrew K.; WYPLOSZ, Charles. **Contagious currency crises**. Cambridge: National bureau of economic research, 1996.
- FERNÁNDEZ, Carmen; STEEL, Mark FJ. On Bayesian modeling of fat tails and skewness. **Journal of the American Statistical Association**, v. 93, n. 441, p. 359-371, 1998.

- FLOOD, Robert P.; GARBER, Peter M. Collapsing exchange-rate regimes: some linear examples. **Journal of international Economics**, v. 17, n. 1, p. 1-13, 1984.
- FORBES, Kristin J.; RIGOBON, Roberto. No contagion, only interdependence: measuring stock market comovements. **The journal of finance**, v. 57, n. 5, p. 2223-2261, 2002.
- FRANKEL, Jeffrey A.; SCHMUKLER, Sergio L. **Crisis, contagion, and country funds: Effects on East Asia and Latin America**. 1996.
- GOLDFAJN, Ilan; BAIG, Taimur. The Russian default and the contagion to Brazil. **Available at SSRN 224269**, 2000.
- HAMAOKA, Yasushi; MASULIS, Ronald W.; NG, Victor. Correlations in price changes and volatility across international stock markets. **Review of Financial studies**, v. 3, n. 2, p. 281-307, 1990.
- HONÓRIO, Nathan Gálicos Ferreira; PÁDUA GUERRA, José Alfredo de. Globalização financeira: a influência da taxa de juros frente ao investimento estrangeiro especulativo no Brasil. **Revista Eletrônica de Debates em Economia**, v. 1, n. 1, p. 259-323, 2013.
- HORTA, Paulo; MENDES, Carlos; VIEIRA, Isabel. Contagion effects of the US subprime crisis on developed. **Cefage-ue Working Paper, Évora**, p. 1-30, 2008.
- JOE, Harry. **Multivariate models and multivariate dependence concepts**. CRC Press, 1997.
- JOE, Harry. **Dependence modeling with copulas**. CRC Press, 2014.
- KAMINSKY, Graciela L.; REINHART, Carmen. **The center and the periphery: the globalization of financial turmoil**. Cambridge: National Bureau of Economic Research, 2003.
- KRUGMAN, Paul. **Bubble, boom, crash: theoretical notes on Asia's crisis**. MIT mimeo, 1998.
- LAMBERT, Philippe et al. **Modelling financial time series using GARCH-type models with a skewed Student distribution for the innovations**. UCL, 2001.
- LEE, Lung-Fei. Generalized econometric models with selectivity. **Econometrica: Journal of the Econometric Society**, p. 507-512, 1983.
- LONGIN, Francois; SOLNIK, Bruno. Extreme correlation of international equity markets. **The journal of finance**, v. 56, n. 2, p. 649-676, 2001.
- MARÇAL, Emerson Fernandes; VALLS PEREIRA, Pedro L. Testing the hypothesis of contagion using multivariate volatility models. **Available at SSRN 1373152**, 2009.
- MARÇAL, Emerson Fernandes et al. Evaluation of contagion or interdependence in the financial crises of Asia and Latin America, considering the macroeconomic fundamentals. **Applied Economics**, v. 43, n. 19, p. 2365-2379, 2011.

MADDALA, G. S.; LI, Hongyi. 15 Bootstrap based tests in financial models. **Handbook of statistics**, v. 14, p. 463-488, 1996.

NELSEN, Roger B. **An introduction to copulas**. Amsterdam: Springer Science, 2007.

OBSTFELD, Maurice. Multiple stable equilibria in an optimizing perfect-foresight model. **Econometrica: Journal of the Econometric Society**, p. 223-228, 1984.

PASCUAL, Lorenzo; ROMO, Juan; RUIZ, Esther. Bootstrap prediction for returns and volatilities in garch models. **Computational Statistics & Data Analysis**, v. 50, n. 9, p. 2293-2312, 2006.

PERICOLI, Marcello; SBRACIA, Massimo. A primer on financial contagion. **Journal of Economic Surveys**, v. 17, n. 4, p. 571-608, 2003.

PLIHON, Dominique. A globalização financeira. In: Colóquio: Pobreza, dívida externa e as três instituições: FMI, BANCO MUNDIAL E OMC, 2007, Coimbra. **Anais**. Coimbra, 2007.

RODRIGUEZ, Juan Carlos. Measuring financial contagion: A copula approach. **Journal of Empirical Finance**, v. 14, n. 3, p. 401-423, 2007.

RUIZ, Esther; PASCUAL, Lorenzo. Bootstrapping financial time series. **Journal of Economic Surveys**, v. 16, n. 3, p. 271-300, 2002.

SANTOS, Ricardo Pires de Souza. **Modelando contágio financeiro através de cópulas**. 2010. 103 f. Dissertação (Mestrado em Economia) - Escola de Economia, Fundação Getúlio Vargas, São Paulo, 2010.

SCHMUKLER, Sergio L.; ZOIDO, Pablo; HALAC, Marina. Financial Globalization, Crises, and Contagion. **Progress in Economics Research, Special Issue on International Macroeconomics**. New York: Nova Science, 2003.

SCHWEIZER, B.; SKLAR, A. Probability metric spaces. **North-Holland, New York. Science**, v. 222, p. 1293, 1983.

SILVA FILHO, Osvaldo C.; ZIEGELMANN, Flávio C.; DUEKER, Michael J. Modelling dependence dynamics through copulas with regime switching. **Insurance: Mathematics and Economics**, v. 50, n. 3, p. 346-356, 2012.

SILVA JÚNIOR, Julio César Araújo da. **Contágio entre mercados financeiros: uma análise via de cópulas não paramétricas**. 2012. 52 f. Dissertação (Mestrado em Economia) - Faculdade de Ciências Econômicas, Universidade Federal do Rio Grande do Sul, Porto Alegre, 2012.

SKLAR, M. **Fonctions de répartition à n dimensions et leurs marges**. Paris: Université Paris 8, 1959.

TRIVEDI, Pravin K.; ZIMMER, David M. **Copula modeling: an introduction for practitioners**. New York: Now, 2005.

VALDÉS, Arturo Lorenzo; MASSA ROLDÁN, Ricardo. Medición de ladependencia entiempos de crisis financiera: Un enfoque de cópula para México y Brasil. **Economía mexicana: nueva época**, v. 22, n. 2, p. 341-355, 2013.

VAZ DE MELO MENDES, Beatriz. Asymmetric extreme interdependence in emerging equity markets. **Applied Stochastic Models in Business and Industry**, v. 21, n. 6, p. 483-498, 2005.