

CEA
Centro de Pesquisas
em Economia Aplicada

CEA TEXTO PARA DISCUSSÃO N. 02

Fatores determinantes do risco sistêmico na rede bancária brasileira: uma abordagem *CoVaR*-Cópula

Miguel A. Rivera-Castro (UNIFACS e FAT)

Andrea Ugolini (UNIFACS/Pos-Doc)

Julho/2017

Este trabalho resulta de pesquisas desenvolvidas pelos autores no âmbito do Programa de Pós-graduação em Administração de Empresas (PPGA) e Grupo de Pesquisas de Métodos Quantitativos Aplicados (QUANTAC) da Universidade Salvador (UNIFACS). As visões e opiniões são de exclusividade e responsabilidade dos autores.

Fatores determinantes do risco sistêmico na rede bancária brasileira: uma abordagem *CoVaR*-Cópula

Miguel A. Rivera-Castro*

Andrea Ugolini**

Julho/2017

* Programa de Pós-graduação em Administração de Empresas (PPGA) da Universidade Salvador (UNIFACS) e Programa de Administração de Empresas da Faculdade Anísio Teixeira (FAT).

**Pós-doutorado no Programa de Pós-graduação em Administração de Empresas (PPGA) da Universidade Salvador (UNIFACS).

Este artigo foi premiado no II Seminário Internacional de Estatística realizado em Niterói, no Rio de Janeiro, realizado nos dias 23 e 24 de maio de 2017. Os autores agradecem o apoio financeiro da Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior (CAPES).

Fatores determinantes do risco sistêmico na rede bancária brasileira: uma abordagem CoVaR-Cópula

Resumo

Neste artigo, quantificamos o risco sistêmico, utilizando o valor em risco condicional como medida de risco. Modelamos a dependência condicional entre bancos brasileiros e o índice representativo do sistema financeiro brasileiro (BFIndex) usando cópulas. Com os resultados obtidos dessa medida de risco, individualizamos o impacto ao longo do tempo de algumas variáveis macroeconômicas específicas sobre a contribuição do risco sistêmico, utilizando um modelo de regressão linear dinâmico. Os resultados indicam que, para o período de janeiro de 2007 a janeiro de 2016, o risco sistêmico aumentou bruscamente durante a crise financeira global. Nossa evidência também indica que a volatilidade e os retornos do mercado da bolsa de valores resultam ser um determinante importante para uma maior ou menor contribuição no risco sistêmico. Outras importantes variáveis macroeconômicas são a inclinação da curva do rendimento de “cupão zero” e a taxa de variação letra do tesouro a 12 meses nos quais as autoridades reguladoras podem intervir para mitigarem o risco no sistema. Esses resultados têm implicações para a regulamentação de capital das instituições financeiras.

Palavras Chave: Risco Sistêmico; CoVaR; Cópula, Macroeconomia.

J.E.L. Classification: C58; G01; G21; G32; G38

1. Introdução

O risco sistêmico pode ser definido como o efeito de uma situação de risco em determinada instituição financeira sobre o sistema financeiro no seu conjunto. Desde o colapso do Lehman Brothers, em setembro de 2008, os mercados financeiros encontram-se estreitamente interconectados como consequência de um processo de globalização e a resultante concentração de risco em alguns setores da economia. Desde então, tornou-se crucial quantificar o risco sistêmico para os tomadores de decisões, visto que o regulamento macro prudencial requer uma avaliação de como uma posição de determinada instituição financeira pode comprometer o desempenho de outras instituições financeiras. Tudo isso também é crucial para determinar quanto capital regulamentar uma instituição financeira precisa acumular, a fim de cobrir este tipo de risco (Das e Uppal, 2004; Rosemberg e Schuermann, 2006).

A medida de risco mais amplamente utilizada é o *VaR*, que quantifica a perda máxima de uma instituição financeira para determinado nível de confiança e horizonte temporal. Esta medida é, no entanto, centrada no risco individual de uma instituição e deixa de considerar os potenciais efeitos colaterais que um não cumprimento pode ter sobre outras instituições. Portanto, a literatura acadêmica sobre as políticas macro prudenciais tem centrado a própria atenção sobre a contabilização da contribuição de cada banco ao risco de outras instituições e/ou para todo o sistema financeiro, desenvolvendo-se uma gama de medidas contra riscos sistêmicos (Bisias et al. 2012; Bernal et al. 2014). Huang et al. (2009) desenvolveram um indicador de risco sistêmico para a dificuldade financeira sistêmica dada pelo preço de *credit default swaps* (CDS). Usando dados CDS, Segoviano e Goodhart (2009) construíram um índice de estabilidade bancária para avaliarem a dependência interbancária de eventos extremos. Rodrigues-Moreno e Peña (2013) forneceram evidências sobre a adequação do uso de dados CDS para estimarem o risco sistemático. Acharya et al. (2010) introduziram a esperada diminuição (Expected Shortfall) sistêmica e a esperada diminuição marginal como indicadores para quantificarem o risco de a situação se agravar além das contribuições das instituições financeiras ao risco. Brownlees e Engle (2012) desenvolveram uma medida de risco sistêmico chamado SRISK, representando-se o montante de capital necessário para restaurar uma exigência de capital mínimo. Allen et al. (2012) propuseram uma medida do risco sistêmico chamado CATFIN, que pode prever o declínio das atividades de empréstimos agregados no banco com 6 meses de antecedência. Billio et al. (2012) apresentaram cinco medidas de risco sistêmico que capturam o contágio e o efeito da

exposição nas relações entre instituições financeiras. Engle e Manganelli (2004) desenvolveram um modelo de valor em risco autorregressivo condicional (*CaViaR*) que usa regressão quantílica para capturar o comportamento dos retornos nas caudas. Recentemente, Adrian e Brunnermeier (2011), e ainda Girardi e Ergün (2013) propuseram o *VaR* condicional (*CoVaR*) como uma nova medida de risco sistêmico. Esta medida considera a perda máxima esperada por uma instituição financeira para um nível de confiança e condicionada ao fato de que outra instituição está numa situação de instabilidade medida pelo seu *VaR*. Araújo e Leão (2013) avaliam a aplicação métrica do *CoVaR* utilizando a metodologia desenvolvida por Adrian e Brunnermeier (2011) ao sistema bancário brasileiro, considerando algumas importantes implicações, entre elas que o *VaR* resulta ser uma medida insuficiente que não é adequada para capturar o risco sistêmico de uma instituição.

A partir desse panorama, o nosso trabalho traz algumas contribuições para a literatura atual sobre a medição do risco sistêmico no sistema financeiro. Em primeiro lugar, modelamos a estrutura de dependência entre os bancos e o sistema financeiro usando cópula (Joe, 1996) a partir da qual podemos calcular o *CoVaR* e $\Delta CoVaR$. As diferentes especificações de cópula utilizadas neste trabalho - estática e dinâmica - são apropriadas para capturarem as diferentes características de dependência, como a dependência média, de cauda simétrica ou assimétrica. Além disso, a cópula permite que as distribuições marginais possam ser modeladas separadamente, independente de a estrutura de dependência permitir capturar a dinâmica e as assimetrias de volatilidade específicas nas séries de temporais dos retornos do banco. Estas duas características são importantes para a obtenção de uma estimativa precisa do *CoVaR* (Reboredo e Ugolini, 2015). Finalmente, utilizando uma regressão linear dinâmica, respondemos ao quesito central deste trabalho: quais são os determinantes que afetam o risco sistêmico? Para tanto, verificamos empiricamente o papel desempenhado pelas variáveis que, segundo a teoria, afetam o risco sistêmico.

Os resultados deste estudo têm implicações para a política econômica e permitem determinar quais variáveis têm um maior efeito sobre o risco sistêmico, além de permitirem que se implementem políticas destinadas a estabilizarem o sistema financeiro. Deve ser notado que este modelo econométrico é um modelo reduzido, e isso significa que, cada vez em que uma política é modificada, existe mudança dos parâmetros do modelo. Então, ele deve ser estimado novamente. Isso ocorre porque o modelo não captura os efeitos estruturais da política. Como exemplo, o problema do risco moral surge quando o banco central age socorrendo os bancos em dificuldades, para se evitarem pontos de contágio financeiros. Como os bancos sabem que serão resgatados pelo Banco Central no caso em que estiveram com

problemas, eles respondem em assumir uma maior quantidade de risco recebendo os benefícios de se tomar uma maior quantidade de risco, mas não se assumirem os custos que seriam suportados pelo Banco Central.

O trabalho está composto, pois, da seguinte forma: a Seção 2 introduz a medida do *CoVaR* com cópula e o modelo de regressão linear aplicado. Na Seção 3 se distribuem os dados, e na Seção 4 se mostram os resultados da estimação e se discute a implicância da política econômica. Finalmente, na Seção 5 se resumem os principais resultados e se conclui o artigo.

2. Metodologia

Várias medidas de risco sistêmico, como vemos na Introdução, têm sido propostas na literatura, para se quantificar o impacto de uma instituição financeira potencialmente geradora de risco sobre o sistema financeiro em seu conjunto ou sobre outras instituições financeiras (Adrian e Brunnermeier, 2011, Girardi e Ergün, 2013). Para a nossa pesquisa, optamos por utilizar o *CoVaR* e $\Delta CoVaR$ com cópula para quantificarmos o risco sistêmico como o efeito da situação de risco de determinada instituição financeira sobre o *VaR* do sistema financeiro.

2.1 Definição e estimação do *CoVaR* com cópula.

O *CoVaR* do sistema financeiro é o quantil condicionado pelo fato de que outra instituição financeira está em uma situação de crise, ou em um quantil extremamente baixo. Sendo X_t^S o retorno do sistema financeiro, e X_t^B o retorno do banco. O *CoVaR* do sistema financeiro ao tempo t para um dado α -quantil, e β -quantil do sistema financeiro pode ser definido formalmente como $\Pr(X_t^S \leq CoVaR_{\alpha,\beta,t}^{S|B} | X_t^B \leq VaR_{\beta,t}^B) = \alpha$, e pode ser calculado por:

$$CoVaR_{\alpha,\beta,t}^{S|B} = F_{X_t^S | X_t^B \leq VaR_{\beta,t}^B}^{-1}(\alpha). \quad (1)$$

de modo que $F_{X_t^S | X_t^B \leq VaR_{\beta,t}^B}^{-1}(\alpha)$ é a inversa da função de distribuição de X_t^S condicionada sobre o feito que $\Pr(X_t^B \leq VaR_{\beta,t}^B) = \beta$. O *VaR* é o valor em risco de uma instituição, ou, simplesmente, o quantil incondicional:

$$VaR_{\alpha,t}^B = \mu_t + F_{v;\eta}^{-1}(\beta) \sigma^{\text{skewed}-t}, \quad (2)$$

sendo que $F_{v;\eta}^{-1}(\beta)$ denota o β -quantil incondicional de uma distribuição skewed-t. Com esta nossa metodologia, substancialmente, determinamos o quantil de uma distribuição

condicional que requer informações sobre a dependência conjunta bivariada entre X_t^S e X_t^B (Reboredo e Ugolini, 2015).

Para calcularmos o *CoVaR*, usamos funções cópula (Joe, 1997 e Nelsen, 2006). Observe-se que $\Pr(X_t^S \leq \text{CoVaR}_{\alpha,\beta,t}^{S|B} \mid X_t^B \leq \text{VaR}_{\beta,t}^B) = \alpha$ pode ser escrita, respectivamente, como:

$$\frac{F_{X_t^S, X_t^B}(\text{CoVaR}_{\alpha,\beta,t}^{S|B}, \text{VaR}_{\beta,t}^B)}{F_{X_t^B}(\text{VaR}_{\beta,t}^B)} = \alpha, \quad (3)$$

Assim, os quantiles condicionais para a distribuição dos retornos exigem informações sobre a função de distribuição conjunta de X_t^S e X_t^B , $F_{X_t^S, X_t^B}(\cdot)$. Leve-se em conta que o teorema de Sklar (1959) nos permite expressar a função distribuição conjunta em termos de uma função cópula C , $C(F_X(x), F_Y(y)) = F_{XY}(x, y)$ onde as Equações (3) podem ser escritas como:

$$C_{X_t^S, X_t^B}\left(F_{X_t^S}^{-1}\left(\text{CoVaR}_{\alpha,\beta,t}^{S|B}\right), F_{X_t^B}^{-1}\left(\text{VaR}_{\beta,t}^B\right)\right) = \alpha, \quad (4)$$

Assim, podemos caracterizar os valores do *CoVaR* em termos de uma função cópula bivariada. Com essa caracterização, Equação (5), podemos calcular o $F_{X_t^S}^{-1}\left(\text{CoVaR}_{\alpha,\beta,t}^{S|B}\right)$ invertendo-se a função cópula, dados os valores de α e de $F_{X_t^B}^{-1}\left(\text{VaR}_{\beta,t}^B\right) = b$ que denotamos como $\hat{F}_{X_t^S}^{-1}\left(\text{CoVaR}_{\alpha,\beta,t}^{S|B}\right)$ ¹. Subsequentemente, invertendo-se a função de distribuição marginal de X_t^S obteremos o valor do *CoVaR* como:

$$\text{CoVaR}_{\alpha,\beta,t}^{S|B} = F_{X_t^S}^{-1}\left(\hat{F}_{X_t^S}^{-1}\left(\text{CoVaR}_{\alpha,\beta,t}^{S|B}\right)\right). \quad (5)$$

Computando-se o *CoVaR* através das funções cópula, temos várias vantagens: em primeiro lugar, as cópulas oferecem flexibilidade e permitem a modelagem separada das marginais e estruturas de dependência. Isto é crucialmente importante quando a dependência quantílica difere, e quando a função de distribuição conjunta não é elíptica, ou quando os dados têm características especiais (tais como heterocedasticidade condicional). Em segundo lugar, a obtenção dos quantis condicionais das cópulas é computacionalmente fácil, já que só

¹ Note-se que a cópula bivariada relaciona dois argumentos $F_X(x)$ e $F_Y(y)$, através de uma função cópula. Uma vez que temos a forma específica dessa função cópula, o seu valor (dado por α) e o valor de $F_Y(y) = b$, temos uma equação com uma incógnita. Assim, podemos resolver esta equação para obtermos o valor de $F_X(x)$.

se precisa de informações sobre a cópula, sobre a distribuição marginal dos retornos das ações de um banco e sobre a probabilidade cumulativa de quantiles de outro banco.

Além do mais, a contribuição do risco sistêmico de um banco pode ser definida como **a diferença** entre o $CoVaR$ do sistema financeiro condicionado a $(X_t^B \leq VaR_{b,t}^B)$ e o $CoVaR$ del sistema financeiro condicionado sobre o fato de que um banco esteja em uma situação de normalidade medida como a mediana das distribuições dos retornos do banco (VaR assume valor $b = 0.5$). Esta medida, chamada delta $CoVaR$ ($\Delta CoVaR$), é formalmente definida como:

$$\Delta CoVaR_t^{S|B} = CoVaR_{a,b,t}^{S|B} - CoVaR_{a,b=0.5,t}^{S|B}. \quad (6)$$

2.2 Análises de regressão de fatores específicos de risco sistêmico.

Nesta sessão descrevemos o processo adotado pela individualização do impacto ao longo do tempo de algumas variáveis macroeconômicas específicas sobre a contribuição do risco sistêmico ($\Delta CoVaR_t$) para cada um dos bancos analisados. A metodologia utilizada é um modelo de regressão linear dinâmico:

$$\begin{aligned} \Delta CoVaR_t^{S|B} = & b_0 + b_1 \Delta CoVaR_{t-k}^{S|B} + b_2 VaR_{a,t-k}^S + b_3 Vol_IBOV_{t-k}, \\ & + b_4 IBOV_{t-k} + b_5 Slope_{t-k} + b_6 T\Delta LT12m_{t-k}, \end{aligned} \quad (7)$$

em $\Delta CoVaR_t$ caracterizamos o valor da estimação diária efetuada no dia anterior. $VaR_{a,t}^S$ é o valor em risco do sistema financeiro em determinado a -quantil no tempo t . Incluímos defasagem nestas variáveis para capturarmos o efeito de persistência endógena do risco. Seguidamente, na Equação (7), incluímos outras variáveis que definimos a seguir:

- (a) Vol_IBOV_{t-k} representa a volatilidade diária do índice Ibovespa. Estimamos essa variável fazendo uso do método Garman-Klass de volatilidade (Garman and Klass, 1980):

$$Vol_IBOV_t = \sqrt{0.511(h_t - l_t)^2 - 0.019(c_t(h_t + l_t) - 2h_t l_t) - 0.383c_t^2}, \quad (8)$$

onde $h_t = \ln(H_t / O_t)$, $l_t = \ln(L_t / O_t)$, $c_t = \ln(C_t / O_t)$ e O_t, H_t, L_t, C_t são, respectivamente, os preços de abertura, máximo, mínimo e fechamento no tempo t . Deve ser notado que a função (8) é re-escalada com a mesma média quadrática incondicional como o retorno diário para se ajustarem os valores, tendo-se em conta os efeitos durante a noite. Nós esperamos uma relação negativa a curto prazo, a saber: um aumento de volatilidade do mercado aumentaria a contribuição do risco sistêmico e, conseqüentemente, uma diminuição do valor do $\Delta CoVaR_t$.

- (b) $IBOV_t$ representa os retornos diários obtidos dos preços do índice Ibovespa. Entendemos que existe uma relação positiva com a variável dependente no curto prazo, devido ao fato de que um aumento do preço geral do mercado reflete em expectativas esperadas positivas, e, conseqüentemente, a contribuição ao risco sistêmico diminua, e o $\Delta CoVaR_t$ aumente.
- (c) $Slope_t$ corresponde à inclinação da curva de rendimento das obrigações de “cupão zero” medida como a diferença entre os títulos do Brasil a 10 anos, e a letra do tesouro nacional a 12 meses. Nós esperamos que um aumento da inclinação da curva de rendimentos gere mais confiança nas expectativas de investimento no curto prazo e uma conseqüente diminuição do risco sistêmico. Ao contrário, uma diminuição da inclinação da curva gera menores expectativas de investimentos no curto prazo, deslocando-a a longo prazo, gerando incerteza no mercado e maior risco sistêmico a curto prazo. Porém, a inclinação da curva de rendimentos “cupão zero” tem uma relação positiva.
- (d) $T\Delta LT12m_t$ refere-se à Taxa de Variação Letra do Tesouro a 12 meses. Nós esperamos uma relação negativa, ou seja, um incremento da taxa de juros pressupõe uma expectativa de risco maior, a curto prazo, e um geral aumento do risco sistêmico.

Para determinarmos o impacto das variáveis no modelo de regressão dinâmico, aplicamos a todas as variáveis defasagem (*lags*) diárias $k=1:180$ dias, de modo que a estimação dos parâmetros das Equação (8) nos permite ver o impacto das variáveis sobre o risco sistêmico gerado pelos bancos sobre o sistema financeiro no curto prazo.

3. Modelos marginais

Estimamos quantiles incondicionais e condicionais para a distribuição dos retornos, como segue. Assumimos que X_t tem média variável no tempo (μ_t) e variância, tais que:

$$X_t = \mu_t + \varepsilon_t, \quad (9)$$

onde $\mu_t = \phi_0 + \sum_{j=1}^p \phi_j X_{t-j}^i + \sum_{h=1}^q \phi_h \varepsilon_{t-h}^i$ com ϕ_0, ϕ_j e ϕ_h denotam um parâmetro constante, um autorregressivo (AR) e um de médias móveis (MA), respectivamente, considerando-se que p e q são números inteiros não negativos. $\varepsilon_t = \sigma_t z_t$ é uma variável estocástica, com σ_t representando o desvio padrão condicional, e z_t uma variável estocástica com média zero e variância unitária. A variância de X_t é dada pela variação do ε_t , que tem dinâmica assumida

a ser dada por um modelo heterocedasticidade condicional autorregressivo generalizado truncado (TGARCH) proposto por Zakoian (1994) e Glosten et al. (1998):

$$\sigma_{i,t}^2 = \omega + \sum_{k=1}^r \beta_k \sigma_{i-t}^2 + \sum_{h=1}^m \alpha_h \varepsilon_{i-t}^2 + \sum_{p=1}^m \lambda_p 1_{t-p} \varepsilon_{i-t}^2, \quad (10)$$

onde w é uma constante; b e a são os parâmetros do GARCH e do heterocedasticidade condicional autorregressivo (ARCH), respectivamente. l captura o efeito assimétrico de tal maneira, que um choque negativo tem mais impacto na variância do que um choque positivo, desde que $l > 0$. Note-se que, quando $l = 0$, temos um modelo GARCH. Além disso, a variável aleatória z_t assume uma distribuição de densidade skewed-t (Hansen, 1994) que permite capturar as caudas pesadas e a assimetria nos retornos da distribuição:

$$f(z_t; \nu, \eta) = \begin{cases} bc \left(1 + \frac{1}{\nu-2} \left(\frac{bz_t + a}{1-\eta} \right)^2 \right)^{-(\nu+1)/2} & z_t < -a/b \\ bc \left(1 + \frac{1}{\nu-2} \left(\frac{bz_t + a}{1+\eta} \right)^2 \right)^{-(\nu+1)/2} & z_t \geq -a/b \end{cases}, \quad (11)$$

onde n é parâmetro dos grau de liberdade ($2 < n < \infty$), e h é parâmetro da assimetria ($-1 < \eta < 1$), respectivamente; $a = 4\eta c \left(\frac{\nu-2}{\nu-1} \right)$, $b^2 = 1 + 3\eta^2 - a^2$ e $c = \Gamma\left(\frac{\nu+1}{2}\right) / \sqrt{\pi(\nu-2)} \Gamma\left(\frac{\nu}{2}\right)$. The skewed-t converge a uma distribuição gaussiana estandardizada quando $\eta = 0$ e $\nu \rightarrow \infty$, e a uma distribuição Student-t simétrica quando $\eta = 0$ e ν tende a infinito.

Em nosso estudo empírico, foram utilizadas diferentes especificações de cópulas estáticas, a fim de se capturarem diferentes características de dependência: nenhuma dependência caudal (Gaussian, Plackett e Frank), dependência caudal simétrica (Student-t) e dependência caudal assimétrica (Gumbel, Rotated Gumbel e SCJ). Além disso, utilizamos as versões variantes no tempo das Gaussian, Student-t, Gumbel, Rotated Gumbel e SCJ. Isso nos permite capturar a dependência variante no tempo, assumindo que os parâmetros das copulas mudam ao longo do tempo. Para as cópulas Gaussian, Student-t, assumimos um processo ARMA(1,q) (Patton, 2006) para a dependência linear dos parâmetros ρ_t :

$\rho_t = \Lambda_1 \left(\psi_0 + \psi_1 \rho_{t-1} + \psi_2 \frac{1}{q} \sum_{j=1}^q \Phi^{-1}(u_{t-i}) \cdot \Phi^{-1}(v_{t-i}) \right)$, onde $\Lambda_1(x) = \left(1 - e^{-x} \right) \left(1 + e^{-x} \right)^{-1}$ é a transformação logística modificada que toma o valor de ρ_t em $(-1,1)$. Na cópula Student-t, $\Phi^{-1}(x)$ é substituído por $t_{\nu}^{-1}(x)$. Finalmente, consideramos a dependência variante no tempo para a cópula Joe-Clayton simétrica (SCJ) assumindo-se que

$$\tau_t^U = \Lambda_2 \left(\psi_{0,U} + \psi_{1,U} \tau_{t-1}^U + \psi_{2,U} \frac{1}{q} \sum_{j=1}^q |u_{t-i} - v_{t-i}| \right) \text{ e } \tau_t^L = \Lambda_2 \left(\psi_{0,L} + \psi_{1,L} \tau_{t-1}^L + \psi_{2,L} \frac{1}{q} \sum_{j=1}^q |u_{t-i} - v_{t-i}| \right), \text{ onde}$$

$\Lambda_2(x) = 1 / (1 + e^{-x})^{-1}$ è a transformação logística usada para tomar τ^U e τ^L in $(0,1)$. Suas principais características são resumidas na Tabela 1.

[Inserir Tabela 1 aqui]

Quando se usou a função de inferência para as marginais (Joe e Xu, 1996), estimaram-se primeiro os parâmetros dos modelos marginais usando-se máxima verossimilhança, e, em seguida, estimamos os parâmetros cópula por meio de observações pseudo-amostragem dada pela transformação de integrais de probabilidade dos resíduos padronizados das marginais. O número de defasagens nas equações média e variância para cada série foi selecionado de acordo com os critérios funcionais de informação de Akaike (AIC), e os diferentes modelos cópula foram avaliados com o uso do AIC ajustado para viés de pequenas amostras, como em Breymann et al. (2003) e Reboredo (2011).

3. Dados

Neste trabalho, examinou-se empiricamente o impacto sistêmico do não cumprimento dos compromissos de cada banco listado na bolsa de Valores de São Paulo para com outros bancos e para o conjunto do sistema financeiro bancário brasileiro (BFIndex). Além disso, analisamos os impactos de algumas das variáveis macroeconômicas mais relevantes no setor financeiro. Na análise empírica, utilizamos dados diários para o período de 01 de janeiro de 2007 a 18 de janeiro de 2016. O conjunto de instituições incluiu sete bancos: Banco ABC, Banco do Brasil (BB), Banco Bradesco, Banco Pan-Americano (Pan), Banco do Estado do Rio Grande do Sul (Banrisul) e Itaú Unibanco (Itaú), para os quais temos informações dos preços para toda a amostra. Também tomamos informações sobre o índice financeiro do Brasil, que captura o comportamento de todo o sistema financeiro (BFIndex). Como variáveis explicativas do modelo especificado na Seção 2.2, consideramos as seguintes séries temporais: título de Brasil a 10 anos, a letra do tesouro a 12 meses, e Ibovespa. Os dados foram obtidos a partir de Bloomberg, e os retornos foram calculados numa base de composição contínua.

[Inserir Figura 1 aqui]

[Inserir Figura 2 aqui]

[Inserir Tabela 2 aqui]

[Inserir Tabela 3 aqui]

A Figura 1 mostra um gráfico de séries temporais dos preços das ações para os bancos brasileiros e o índice financeiro do Brasil. Na primeira parte, pode-se observar uma queda moderada, que é o início da crise financeira global, e também no final da mostra vemos outra queda, devido à crise política no Brasil. A Tabela 2 mostra que os retornos têm características semelhantes: eles não apresentaram qualquer tendência significativa, como também os desvios-padrão foram maiores do que os retornos médios. Todos os bancos apresentaram volatilidade semelhante em termos de desvio padrão, enquanto os retornos do índice financeiro do Brasil têm menos volatilidade. Observamos caudas pesadas que evidenciam o fato de que o coeficiente de Kurtosis fica acima de 3. Entretanto, o teste de Jarque-Bera rejeitou a hipótese nula de normalidade. O estatístico autorregressivo condicionalmente heterocedástico-multiplicadores de Lagrange (ARCH-LM) e as estatísticas de Ljung-Box para retornos ao quadrado indicam que todas as séries apresentam efeitos ARCH. A Figura 3 mostra as series temporais das variáveis explicativas utilizadas no modelo de regressão.

4 Resultados empíricos

4.1 Estimações dos modelos marginais

Os resultados da estimação para os modelos marginais nas Equações (9) – (10) são apresentados na Tabela 4 para todos os bancos, e na Tabela 4, para os retornos do sistema financeiro. Na construção do índice financeiro do Brasil, excluimos um banco em cada uma das séries. Consideramos diferentes combinações dos parâmetros p , q , r e m , para valores que variam de zero a uma defasagem máxima de duas, selecionando-se o valor mais adequado de acordo com o critério de informação BIC e AIC. Podemos resumir as evidências sobre os modelos marginais como segue. Na Tabela 4, os retornos médios não exibem dependência temporal para todas as séries, com exceção do Banco do Brasil e Banco Pan, e a volatilidade de retorno é persistente nas diferentes instituições financeiras com dinâmicas de volatilidade descritas pela especificação do modelo GARCH (1,1). Efeitos de alavancagem também foram encontrados para todas as séries, com exceção do Banco ABC e Banco Pan. Os parâmetros dos graus de liberdade e da assimetria estimados para a distribuição Skewed-t confirmam que os termos de erro não são normais. A assimetria é prevalentemente negativa à exceção das séries Banco Pan e Banrisul. O índice do sistema financeiro mostrado na última coluna da Tabela 4 mostra que os retornos na média não exibem dependência temporal. A dinâmica de volatilidade tem uma especificação do modelo GARCH (1,1). Efeitos de alavancagem foram

encontrados para todas as séries. Os graus de liberdade e de assimetria estimados mostram que a série possui caudas pesadas com a presença de assimetria negativa.

As últimas linhas da Tabela 4 relatam informações sobre a qualidade do ajuste dos nossos modelos marginais. As estatísticas Ljung-Box e ARCH indicaram que não existem autocorrelações e efeitos ARCH nos resíduos dos modelos marginais. Também testamos a hipótese nula de que os resíduos do modelo padronizado do modelo são uniformes (0,1), comparando-se a distribuição empírica e as funções de distribuição teóricas em que se utilizaram os testes conhecidos como Kolmogorov-Smirnov (KS), Cramer-von Mises (C-VM) e Anderson-Darling (AD). Os p -valores destes testes estão descritos nas últimas três linhas das tabelas e indicam que, para qualquer um dos modelos marginais, a especificação adequada da função de distribuição não poderia ser rejeitada ao nível de significância de 5%. No geral, nossos testes de bondade de ajuste indicam que os modelos de distribuição marginais estão bem especificados.

4.2 Modelos cópula

Foram estimados diferentes modelos cópula (ver Tabela 1), tendo que se aplicar a transformação integral dos resíduos padronizados (PIT's) de cada um dos modelos marginais como observações pseudo-amostrais para a cópula. Em primeiro lugar apresentamos na Tabela 5 os resultados da estimação da cópula bivariada estática e dinâmica para os seis bancos brasileiros com o índice financeiro do Brasil. De acordo com os valores da AIC, escolhemos a melhor cópula que se ajuste aos dados e consiga recolher a melhor estimativa da característica de dependência das caudas. Nossos resultados indicam, devido à natureza dos dados, que todos os bancos analisados co-variam fortemente com o índice financeiro do Brasil. Encontramos, adicionalmente, evidências de dependência variante no tempo para todos os bancos, exceto? para Banco Pan e Itaú, onde os parâmetros estimados têm uma dinâmica estática ao longo do tempo. Além disso, a melhor cópula resulta ser a Student-t para todos os Bancos, com exceção de Banco ABC e Banco Pan, os quais se adaptam melhor, respectivamente, a uma Gaussian e Rotated Gumbel.

A partir da melhor especificação cópula, e seguindo a procedure em duas etapas descritas acima, podemos obter o valor do $CoVaR$ com um intervalo de confiança $a = 95\%$ pelo sistema financeiro condicionado a um VaR de cada instituição a um intervalo de confiança $b = 95\%$. Consequentemente, obtemos o valor do $\Delta CoVaR$ empregando a Equação (6). A Figura 3 descreve o comportamento dinâmico estimado do $CoVaR$ (linha contínua de cor azul) e $\Delta CoVaR$ (linha tracejada de cor vermelha) para cada um dos bancos analisados. As

evidências gráficas mostram que o andamento no valor do $CoVaR$ e do $\Delta CoVaR$ resulta consistente nas diferentes instituições financeiras, com o risco sistêmico aumentando em correspondências do início da crise financeira global no final de 2008.

Na Tabela 9 resumimos as estatísticas descritivas dos valores estimados do $CoVaR$ e do $\Delta CoVaR$. Notamos que os bancos que geram mais risco sistêmico, $CoVaR$, resultam ser o Banco do Brasil e Banco Bradesco, sendo estes as duas maiores e mais importantes instituições no mercado bancário de Brasil. Esse resultado comprova que esses bancos têm uma grande importância sistêmica e, por conseguinte, encaixar-se-iam na definição de SIFIs (Systemically Important Financial Institutions). O regulador do mercado bancário deveria por especial atenção a esse tipo de instituição, para poder prevenir efeito contágio, e, em caso pior, impedir o colapso do sistema financeiro. De outro lado, se olhamos os resultados do $\Delta CoVaR$, ou a contribuição de cada uma das instituições ao risco sistêmico, que, como descrevemos, é o resultado da diferença do risco sistêmico gerado de uma situação em extrema crise e o risco gerado da mesma instituição em uma época de normalidade, observamos resultados diferentes. Os bancos que resultam mais sistêmico, como já aqui mencionados, resultam ser aqueles que conseguem, em época de crise, mitigar o risco verso o sistema. Pelo contrário, o Itaú Unibanco resulta ser a instituição menos sistêmica e que não consegue, em época de crise, conter e gerir de forma adequada a contribuição de seus próprios riscos no sistema.

4.3 Análises de regressão

Finalmente, na Figura 4, resumimos os resultados da análise feita com o modelo de regressão linear dinâmico Equação (7). A figura mostra os resultados dos parâmetros (linha contínua de cor preta) do modelo para cada uma das instituições com o relativo intervalo de confiança (linha tracejada de cor vermelha). Ademais, para facilitarmos a leitura dos gráficos, colocamos uma sobra de cor cinza escura, quando o parâmetro resulta significativo a 1%, e uma sobra de cor cinza mais clara, quando o parâmetro resulta significativo a 5%. No eixo das abcissas colocamos as defasagens (Lag) em dias aos quais se refere o parâmetro por um horizonte temporal de um 1 dia até 180 dias (6 meses). Com essa imposição, podemos ver como as variáveis analisadas têm caráter preditivo e resultam estatisticamente significativas sobre a contribuição ao risco sistêmico para cada um dos bancos.

Os resultados para o primeiro parâmetro Vol_IBOV_{t-k} , que representa a volatilidade diária do índice Ibovespa, mostram, como nós já esperávamos, uma relação negativa e

significativa a 1% no curto prazo há mais de dois meses. Em outras palavras, um aumento da volatilidade diminui os valores do $\Delta CoVaR$, ou seja, um aumento da apartação do risco sistêmico da instituição verso o sistema. Os bancos que resultam mais afetados e dão uma variação de volatilidade são Itaú Unibanco e Banco Pan, os quais não conseguem mitigar a contribuição ao risco de forma adequada, quando a volatilidade de mercado aumenta. A segunda variável analisada no modelo é o retorno dos preços do índice da bolsa de valores Ibovespa. Nesse caso, a relação resulta positiva e significativa a 1% até as defasagens de 22 dias. Essa relação nos afirma que um retorno positivo (negativo) dos preços diminui (aumenta) o valor do $\Delta CoVaR$, o que quer dizer que o risco sistêmico diminui (aumenta). Os bancos que resultam mais sensíveis ao andamento dos preços do mercado acionário brasileiro resultam ser: Banco Pan, Banrisul e Itaú Unibanco. Note-se que, como é natural, quanto mais as defasagens vão aumentando o impacto da variável, mais vão diminuindo.

Outras importantes variáveis macroeconômicas que consideramos importantes no nosso trabalho e que determinam fatores cruciais nas instituições bancárias brasileiras (Oreiro et al. 2012) são: inclinação da curva do rendimento de “cupão zero” (slope) e a taxa de variação letra do tesouro a 12 meses. Estas variáveis resultam fatores cruciais, visto a importante participação na demanda, desde títulos de parte dos bancos brasileiros. Ademais, esses tipos de ativos financeiros permitem aos bancos uma das atividades bancárias mais importantes: a transformação de fundos a longo prazo para colocá-los a médio-curto prazo. A primeira variável, a inclinação da curva de rendimento, por outro lado, pode ser interpretada como um indicador de confiança nas expectativas de inversão. Ao se analisarem os resultados, podemos ver a importância dessa variável pelo setor bancário, haja vista a significância desse mesmo setor sobre todas as defasagens analisadas de menos de 1%. Ademais, denotamos que a relação da variável resulta ser positiva. De efeito, uma diminuição (aumento) da inclinação da curva gera menos (mais) confiança nas expectativas de investimento, deslocando-o do prazo breve a prazo longo (do prazo longo a prazo breve), gerando incerteza (certeza) no mercado e maior (menor) risco sistêmico no breve período. A segunda variável, a taxa de variação da letra do tesouro a 12 meses, consegue dar informação sobre a expectativa de risco no curto prazo. Por conseguinte, uma queda (subida) da taxa de juros implica uma expectativa de risco menor (maior) no curto prazo, definindo assim uma relação negativa com o risco sistêmico. Essa variável resulta significativa a 1% no brevíssimo período, 2 e 3 dias, nos bancos analisados com a relação negativa esperada. Nos demais, a defasagem no resulta significativa, exceto no entorno de 140 dias.

5. Considerações finais

As recentes crises financeiras têm levantado preocupações públicas e regulamentares relativas ao impacto do risco sistêmico de instituições financeiras falidas ou em desagregação. A avaliação precisa do risco sistêmico é crucial para uma regulação eficaz dos riscos e melhoria do impacto da crise financeira sobre o desempenho dos sistemas financeiros.

Nós medimos o impacto sistêmico decorrente de um não cumprimento dos compromissos de um banco e a sua influência sobre o conjunto do sistema financeiro brasileiro usando $CoVaR$ e $\Delta CoVaR$ como uma medida de risco sistêmico. Para modelarmos a estrutura de dependência multivariada entre os bancos e o sistema financeiro, foi utilizado um modelo de cópula bivariada apto em capturar a característica de dependência entre cada banco e o índice financeiro brasileiro, e, conseqüentemente, medimos a contribuição e aporte de risco de cada banco para o conjunto do sistema financeiro brasileiro.

Nossos resultados empíricos - com base em dados relativos ao período de 01 de janeiro de 2007 a 18 janeiro de 2016 - indicam que os bancos que geram mais risco sistêmico $CoVaR$, resultam ser Banco do Brasil e Banco Bradesco, de modo que os mesmos são as duas maiores e mais importantes instituições no mercado bancário do Brasil. Esse resultado comporta que esses bancos têm uma grande importância sistêmica e, por conseguinte, iriam encaixar-se na definição de SIFIs (Systemically Important Financial Institutions). O regulador do mercado bancário deve conceder especial atenção a esse tipo de instituição, para poder prevenir efeito contágio, e, em caso pior, impedir o colapso do sistema financeiro. De outro lado, se olharmos os resultados do $\Delta CoVaR$ ou a contribuição de cada uma das instituições ao risco sistêmico, que, como já descrevemos, é o resultado da diferença do risco sistêmico gerado de uma situação em extrema crise e o risco gerado da mesma instituição em uma época de normalidade, observamos resultados diferentes. Os bancos que resultam mais sistêmico, já aqui mencionados, resultam ser aqueles que conseguem, em época de crise, mitigar o risco verso o sistema. Pelo contrário, o Itaú Unibanco resulta ser a instituição menos sistêmica e não consegue, em época de crise, conter e gerir de forma adequada a contribuição de seus próprios riscos no sistema. Outro resultado empírico que contesta a principal pergunta deste trabalho - ou seja, quais são as determinantes mais importantes que afetam o risco sistêmico? - pode ser resumido da seguinte forma: a volatilidade que o retorno do mercado da bolsa de valores resulta ser determinante importante e que motiva a maior ou menor contribuição do risco sistêmico. Essas duas variáveis são fatores que as autoridades econômicas não podem controlar de forma direta, mas de forma indireta, colocando mais

medida prudencial aos bancos, de forma que se possam mitigar os riscos. Outras importantes variáveis macroeconômicas, nesse caso, que podem ser controladas pelas autoridades, são a inclinação da curva do rendimento de “cupão zero” e a taxa de variação letra do tesouro a 12 meses. Esses dois elementos contribuem de forma menor acerca do respeito às duas variáveis precedentes; mas, apesar disso, as autoridades têm que pôr bastante atenção quanto à forma na qual atuam, para não gerarem risco sistêmico.

Referências

- Acharya, V. V., Pedersen, L. H., Philippon, T., & Richardson, M. P., (2010). Measuring systemic risk.
- Adrian, T., & Brunnermeier, M. K. (2016). CoVaR. *The American Economic Review*, 106(7), 1705-1741.
- Allen, L., Bali, T. G., & Tang, Y. (2012). Does systemic risk in the financial sector predict future economic downturns?. *Review of Financial Studies*, 25(10), 3000-3036.
- Araújo, G.S. & Leão, S. (2013). Risco sistêmico no mercado acionário brasileiro: Uma abordagem pelo método CoVaR. *Trabalhos para discussão. Banco Central do Brasil*. n 307, 1-21.
- Bernal, O., Gnabo, J. Y., & Guilmin, G. (2014). Assessing the contribution of banks, insurance and other financial services to systemic risk. *Journal of Banking & Finance*, 47, 270-287.
- Billio, M., Getmansky, M., Lo, A. W., & Pelizzon, L. (2012). Econometric measures of connectedness and systemic risk in the finance and insurance sectors. *Journal of Financial Economics*, 104(3), 535-559.
- Bisias, D., Flood, M. D., Lo, A. W., & Valavanis, S. (2012). A survey of systemic risk analytics. *US Department of Treasury, Office of Financial Research*, (0001).
- Breymann, W., Dias, A., & Embrechts, P. (2003). Dependence structures for multivariate high-frequency data in finance.
- Brownlees, C. T., & Engle, R. (2012). Volatility, correlation and tails for systemic risk measurement. working paper.
- Das, S. R., & Uppal, R. (2004). Systemic risk and international portfolio choice. *The Journal of Finance*, 59(6), 2809-2834.
- Engle, R. F., & Manganelli, S. (2004). CAViaR: Conditional autoregressive value at risk by regression quantiles. *Journal of Business & Economic Statistics*, 22(4), 367-381.
- Girardi, G., & Ergün, A. T. (2013). Systemic risk measurement: Multivariate GARCH estimation of CoVaR. *Journal of Banking & Finance*, 37(8), 3169-3180.
- Glosten, L. R., Jagannathan, R., & Runkle, D. E. (1993). On the relation between the expected value and the volatility of the nominal excess return on stocks. *The journal of finance*, 48(5), 1779-1801.
- Hansen, B., 1994. Autoregressive conditional density estimation. *International Economic Review* 35, 705–730.
- Huang, X., Zhou, H., & Zhu, H. (2009). A framework for assessing the systemic risk of major financial institutions. *Journal of Banking & Finance*, 33(11), 2036-2049.
- Joe, H. (1996). Families of m-variate distributions with given margins and m (m-1)/2 bivariate dependence parameters. *Lecture Notes-Monograph Series*, 120-141.

- Joe, H. (1997). *Multivariate models and multivariate dependence concepts*. CRC Press.
- Joe, H., & Xu, J. J. (1996). *The Estimation Method of Inference Function for Margins for Multivariate Models*, British Columbia, Dept. of Statistics, Technical Report 166.
- Nelsen, Roger B. "An introduction to copulas, 2nd. New York: SpringerScience Business Media (2006).
- Patton, A. J., 2006. Modelling asymmetric exchange rate dependence. *International Economic Review* 47(2), 527-556.
- Reboredo, J. C. (2011). How do crude oil prices co-move?: A copula approach. *Energy Economics*, 33(5), 948-955.
- Reboredo, J.C & Ugolini, A. (2015). Systemic risk in European sovereign debt markets: A CoVaR-copula approach. *Journal of International Money and Finance*, 51, 214–244.
- Rodríguez-Moreno, M., & Peña, J. I. (2013). Systemic risk measures: The simpler the better?. *Journal of Banking & Finance*, 37(6), 1817-1831.
- Rosenberg, J. V., & Schuermann, T. (2006). A general approach to integrated risk management with skewed, fat-tailed risks. *Journal of Financial economics*, 79(3), 569-614.
- Oreiro, J. L., Paula, L. F., Silva, G. J. C., & Amaral, R. Q. (2012). Por que as taxas de juros são tão elevadas no Brasil?: uma avaliação empírica. *Revista de Economia Política*, 32(4), 557-579.
- Segoviano, M. A., & Goodhart, C. (2009). Banking stability measures.
- Sklar, M. (1959). Fonctions de répartition à n dimensions et leurs marges. *Université Paris 8*.
- Zakoian, J. M. (1994). Threshold heteroskedastic models. *Journal of Economic Dynamics and control*, 18(5), 931-955.

Tabela 1: Especificação cópula

Nome	Cópula	Parâmetro	Estrutura de dependência
Gaussian	$C_N(u, v; \rho) = \Phi(\Phi^{-1}(u), \Phi^{-1}(v))$	ρ	Nenhuma dependência caudal: $\lambda_U = \lambda_L = 0$
Student-t	$C_{ST}(u, v; \rho, \nu) = T(t_\nu^{-1}(u), t_\nu^{-1}(v))$	ρ, ν	Dependência caudal simétrica: $\lambda_U = \lambda_L = 2t_{\nu+1}\left(-\sqrt{\nu+1}\sqrt{1-\rho} / \sqrt{1+\rho}\right)$
Gumbel	$C_G(u, v; \delta) = \exp\left[-\left(\left(-\log u\right)^\delta + \left(-\log v\right)^\delta\right)^{1/\delta}\right]$	$\delta \geq 1$	Dependência caudal assimétrica: $\lambda_L = 0, \lambda_U = 2 - 2^{1/\delta}$
Rotated Gumbel	$C_{RG}(u, v; \delta) = u + v - 1 + C_G(1 - u, 1 - v; \delta)$	$\delta \geq 1$	Dependência caudal assimétrica: $\lambda_L = 0, \lambda_U = 2 - 2^{1/\delta}$
Plackett	$C_P(u, v; \theta) = \frac{1}{2(\theta - 1)}\left(1 + (\theta - 1)(u + v)\right) - \sqrt{\left(1 + (\theta - 1)(u + v)\right)^2 - 4\theta(\theta - 1)uv}$	$\theta > 0,$ $\theta \neq 1$	Nenhuma dependência caudal: $\lambda_U = \lambda_L = 0$
Frank	$C_F(u, v; \theta) = -\frac{1}{\theta} \log\left(1 + \left[\left(e^{-\theta u} - 1\right)\left(e^{-\theta v} - 1\right) / \left(e^{-\theta} - 1\right)\right]\right)$	$0 < \theta < \infty$	Nenhuma dependência caudal: $\lambda_U = \lambda_L = 0$
SJC	$C_{SJC}(u, v; \tau^U, \tau^L) = 0.5 \cdot \left(C_{JC}(u, v; \tau^U, \tau^L) + C_{JC}(1 - u, 1 - v; \tau^U, \tau^L) + u + v - 1\right)$, with $C_{JC}(u, v; \lambda_U, \lambda_L) = 1 - \left(1 - \left\{\left[1 - (1 - u)^\kappa\right]^{-\gamma} + \left[1 - (1 - v)^\kappa\right]^{-\gamma} - 1\right\}^{1/\gamma}\right)^{1/\kappa}$ onde $\kappa = 1 / \log_2(2 - \tau^U), \gamma = -1 / \log_2(\tau^L)$,	$\tau^U \in (0, 1)$ $\tau^L \in (0, 1)$	Independência caudal superior e inferior: $\tau^U = 0$ and $\tau^L = 0$

Notas. λ_U (λ_L) denota a dependência caudal superior (inferior):

$$\lambda_L = \lim_{u \rightarrow 0} \Pr[X \leq F_X^{-1}(u) \mid Y \leq F_Y^{-1}(u)] = \lim_{u \rightarrow 0} \frac{C(u, u)}{u},$$

$$\lambda_U = \lim_{u \rightarrow 1} \Pr[X \geq F_X^{-1}(u) \mid Y \geq F_Y^{-1}(u)] = \lim_{u \rightarrow 1} \frac{1 - 2u + C(u, u)}{1 - u}$$

Tabela 2: Estatísticas descritivas de retornos de preços diários para instituições financeiras brasileiras selecionadas.

	Banco ABC	Banco do Brasil	Banco Bradesco	Banco Pan	Banrisul	Itaú	BFIndex
Mean	0.000	0.000	0.000	-0.001	0.000	0.000	0.000
Maximum	0.182	0.188	0.200	0.235	0.160	0.210	0.190
Minimum	-0.188	-0.167	-0.122	-0.369	-0.139	-0.129	-0.128
Std. Dev.	0.025	0.027	0.023	0.030	0.028	0.024	0.020
Skewness	-0.015	0.163	0.482	-1.157	0.106	0.556	0.504
Kurtosis	8.643	6.967	8.862	29.462	5.561	9.633	11.073
J-B	2636.7*	1312.0*	2922.4*	58416.8*	546.8*	3744.6*	5480.3*
ARCH-LM	475.018 [0.000]	509.011 [0.000]	479.588 [0.000]	141.108 [0.000]	302.401 [0.000]	529.000 [0.000]	632.048 [0.000]
Q(20)	61.749 [0.000]	36.701 [0.000]	52.386 [0.000]	27.495 [0.000]	30.114 [0.000]	51.286 [0.000]	61.374 [0.000]

Notas. Dados diários para o período do 1 de Janeiro de 2007 a 18 de Janeiro de 2016. A tabela informa as estatísticas básicas para as séries de retornos, incluindo média (mean), desvio padrão (Std. Dev.), assimetria e curtose. J-B refere-se às estatísticas empíricas para o teste de Jarque-Bera de normalidade baseado em assimetria e excesso de curtose. Q(k) refere-se às estatísticas empíricas para o teste de Ljung-Box para a correlação serial na série retorno calculado com 20 defasagens. ARCH se refere às estatísticas empíricas do teste estatístico de autorregressivo condicionalmente heterocedasticidade de ordem 20.

Tabela 3: Estatísticas descritivas para fatores específicos de risco.

	Volatilidade Ibovespa	Retornos Ibovespa	Slope	Taxa de variação da letra do tesouro 12 meses
Mean	0.203	0.000	1.623	0.002
Maximum	1.816	0.137	4.633	1.487
Minimum	0.035	-0.121	-1.298	-1.469
Std. Dev.	0.127	0.018	1.301	0.110
Skewness	3.803	0.092	0.066	0.928
Kurtosis	30.054	9.452	2.276	68.402
J-B	65418.4*	3449.2*	44.9*	354422.4*
ARCH	862.724 [0.000]	761.903 [0.000]	1874.529 [0.000]	617.670 [0.000]
Q(20)	9813.418 [0.000]	50.668 [0.000]	35453.107 [0.000]	134.128 [0.000]

Notas. Ver notas na Tabela 2

Tabela 4. Estimação da máxima verossimilhança para os bancos e índice financeiro do Brasil

	Banco ABC	Banco do Brasil	Banco Bradesco	Banco Pan	Banrisul	Itaú	BFIndex
Mean							
ϕ_0	0.000 (-0.168)	0.000 (-0.213)	0.000 (-0.443)	-0.001 (-0.361)	-0.001 (-1.060)	0.000 (-0.297)	0.000 (0.431)
ϕ_1		0.066 (2.733)		0.982 (193.026)			
ϕ_2				-0.976 (-266.353)			
Variance							
ω	0.000* (3.942)	0.000 (0.674)	0.000 (1.097)	0.000* (2.127)	0.000 (1.768)	0.000 (1.936)	0.000 (0.696)
α_1	0.034* (2.701)	0.044 (1.352)	0.018 (1.037)	0.342* (3.037)	0.037* (2.192)	0.012 (1.077)	0.018 (0.984)
β_1	0.921* (107.048)	0.907* (71.364)	0.927* (74.181)	0.578* (4.667)	0.883* (19.447)	0.926* (116.372)	0.918* (55.058)
λ	0.036 (1.826)	0.077* (3.019)	0.082* (2.763)	-0.012 (-0.129)	0.067* (2.285)	0.097* (3.936)	0.103* (3.007)
Asymetry	-0.035* (33.404)	-0.049* (33.260)	-0.017* (31.388)	0.004* (22.963)	0.019* (32.683)	-0.049* (33.998)	-0.053* (30.613)
Tail	7.100* (6.590)	14.467* (2.117)	12.701* (3.266)	3.692* (10.279)	9.922* (4.302)	12.399* (4.315)	13.791* (3.533)
<i>LogLik</i>	4691.229	4628.496	4990.411	4645.742	4413.565	4926.176	5310.598
LJ	21.966 [0.34]	22.186 [0.33]	23.296 [0.27]	29.083 [0.09]	16.644 [0.68]	22.152 [0.33]	23.278 [0.28]
LJ 2	16.989 [0.65]	19.709 [0.48]	18.760 [0.54]	28.972 [0.09]	14.066 [0.83]	25.924 [0.17]	23.995 [0.24]
ARCH	17.322 [0.63]	21.453 [0.37]	18.359 [0.56]	29.010 [0.09]	13.370 [0.86]	25.898 [0.17]	24.079 [0.24]
K-S	[0.28]	[0.92]	[0.99]	[0.36]	[0.93]	[0.95]	[0.91]
C-vM	[0.95]	[0.85]	[0.99]	[0.83]	[0.95]	[0.88]	[0.92]
A-D	[0.99]	[0.92]	[0.99]	[0.94]	[0.95]	[0.92]	[0.97]

Notas. A tabela apresenta os coeficientes das estimativas da máxima verossimilhança (ML) e a estatística z (entre parêntesis) para os parâmetros da distribuição marginal. *LogLik* é o valor de log-verossimilhança. *LJ* representa a estatística Ljung-Box para a correlação de série no modelo residual calculada com 20 defasagens. *LJ(2)* representa a estatística Ljung-Box para a correlação de série no modelo residual quadrado calculado com 20 defasagens. ARCH é o teste LM de Engle para o efeito ARCH nos resíduos até a ordem 20. *K-S*, da *CVM* e *A-D* denotar o Kolmogorov-Smirnov, Cramér-von-Mises e teste de Anderson-Darling para adequação do modelo de distribuição Student-T. Os *p*-valores (entre colchetes) abaixo de 0,05 indicam rejeição da hipótese nula.

Tabela 5: Estimação do modelo de cópula bivariada entre os bancos e o índice financeiro do Brasil.**Painel A:** Estimativas de parâmetros para cópulas invariantes no tempo.

	Banco ABC	Banco do Brasil	Banco Bradesco	Banco Pan	Banrisul	Itaú
Gaussian copula						
ρ	0.447 (0.03)	0.789 (0.01)	0.917 (0.03)	0.344 (0.02)	0.525 (0.03)	0.931 (0.02)
AIC	-441.571	-1932.659	-3641.079	-248.129	-637.878	-4009.272
Student-t copula						
ρ	0.446* (0.01)	0.794* (0.01)	0.918* (0.00)	0.346* (0.02)	0.525* (0.01)	0.934* (0.00)
ν	26.069 (22.70)	8.162* (0.93)	9.923* (4.89)	21.313* (5.51)	18.438* (7.04)	8.996* (1.74)
AIC	-442.720	-1975.626	-3682.850	-250.236	-643.182	-4085.462
Gumbel copula						
δ	1.353* (0.02)	2.284* (0.04)	3.591* (0.07)	1.234* (0.02)	1.473* (0.03)	3.956* (0.08)
AIC	-371.771	-1881.586	-3520.390	-178.651	-578.650	-3877.309
Rotated Gumbel copula						
δ	1.366* (0.02)	2.231* (0.04)	3.519* (0.06)	1.269* (0.02)	1.476* (0.03)	3.938* (0.07)
AIC	-405.102	-1799.942	-3430.235	-262.174	-576.088	-3846.446
Plackett copula						
θ	3.751* (0.23)	17.573* (0.94)	50.369* (1.36)	2.874* (0.18)	4.914* (0.29)	63.079* (3.09)
AIC	-399.694	-1902.930	-3505.052	-243.126	-584.085	-3893.089
Frank copula						
θ	2.849* (0.14)	7.674* (0.20)	13.613* (0.08)	2.178* (0.14)	3.532* (0.14)	15.349* (0.63)
AIC	-396.018	-1851.153	-3420.385	-238.495	-580.052	-3793.623
SCJ copula						
θ	0.205* (0.03)	0.620* (0.01)	0.774* (0.00)	0.050 (0.03)	0.314* (0.03)	0.791* (0.01)
δ	0.268* (0.03)	0.566* (0.02)	0.762* (0.02)	0.247* (0.03)	0.247* (0.03)	0.004 (0.00)
AIC	-424.241	-1868.400	-3445.573	-255.726	-619.896	-3806.611

Painel B: Estimativas de parâmetros para cópulas que variam no tempo.

	Banco ABC	Banco do Brasil	Banco Bradesco	Banco Pan	Banrisul	Itaú
TVP-Gaussian						
Ψ_0	-0.081* (0.04)	-1.122* (0.15)	-1.587 (6.71)	0.118 (0.08)	-0.090 (0.10)	-1.328 (98.15)
Ψ_1	0.034 (0.02)	0.113* (0.03)	0.173 (0.20)	0.070 (0.04)	0.055* (0.03)	0.022 (0.13)
Ψ_2	2.305* (0.10)	4.040* (0.22)	5.000 (7.49)	1.675* (0.27)	2.348* (0.21)	5.000 (103.49)
AIC	-445.477	-1959.431	-3658.015	-249.006	-641.748	-4005.546
TVP-Student						
Ψ_0	0.000 (0.97)	0.000 (3.00)	0.000 (4.87)	0.048 (0.10)	0.000 (1.29)	3.387 (5855.22)
Ψ_1	0.045 (0.07)	0.066 (0.29)	0.057 (0.79)	0.045 (0.03)	0.041 (0.02)	0.000 (1.00)
Ψ_2	2.108 (2.24)	2.651 (3.94)	3.386 (6.12)	1.905* (0.30)	2.182 (2.47)	0.000 (6546.86)
\mathcal{U}	26.338 (20.78)	8.937 (21.21)	11.038 (153.46)	21.584* (5.48)	20.219* (9.74)	8.990 (74557.47)
AIC	-444.866	-1979.366	-3683.348	-251.074	-643.697	-4081.414
TVP-Gumbel						
$\bar{\omega}$	-0.226* (0.06)	0.493* (0.05)	0.826* (0.06)	1.135* (0.32)	0.294 (0.37)	0.802* (0.03)
$\bar{\beta}$	0.645* (0.03)	0.326* (0.01)	0.239* (0.02)	-0.619* (0.24)	0.313 (0.24)	0.247* (0.01)
$\bar{\alpha}$	-0.229* (0.08)	-0.765* (0.14)	-0.843* (0.07)	0.427 (0.22)	-0.293 (0.16)	-0.762* (0.16)
AIC	-385.196	-1951.438	-3544.351	-178.303	-580.577	-3914.498
TVP-Rotated Gumbel						
$\bar{\omega}$	-0.246* (0.07)	0.401* (0.05)	0.757* (0.09)	1.110 (0.64)	0.665 (3.98)	0.780* (0.04)
$\bar{\beta}$	0.654* (0.04)	0.350* (0.01)	0.257* (0.02)	-0.530 (0.43)	0.069 (2.55)	0.250* (0.01)
$\bar{\alpha}$	-0.183* (0.07)	-0.536* (0.13)	-0.838* (0.24)	0.316 (0.39)	-0.337 (0.94)	-0.673* (0.19)
AIC	-413.536	-1847.163	-3464.713	-260.331	-576.731	-3879.826
TVP-SCJ						
$\bar{\omega}_0$	-1.777* (0.09)	-1.457* (0.22)	1.230* (0.00)	-6.979* (3.41)	-1.600* (0.28)	1.330 (1.00)
β_0	-1.905* (0.45)	-1.759* (0.44)	-0.080* (0.02)	12.099 (7.38)	-1.018 (0.54)	0.000 (1.00)
$\bar{\alpha}_0$	4.137* (0.12)	3.560* (0.28)	-0.005* (0.00)	-1.683 (2.05)	3.298* (0.66)	0.000 (1.00)
$\bar{\omega}_\delta$	-1.172 (8.35)	0.222 (0.40)	1.140* (0.00)	-0.171 (2.88)	-0.314 (0.35)	1.238 (1.00)
β_δ	-0.490 (1.55)	-2.545* (1.19)	0.015* (0.01)	0.019 (1.47)	-1.965* (0.74)	0.000 (1.00)
$\bar{\alpha}_\delta$	0.859 (31.71)	0.719 (0.81)	-0.016* (0.01)	-3.694 (12.44)	-0.118 (1.11)	0.000 (1.00)
AIC	-442.818	-1929.873	-3438.202	-256.481	-620.113	-3798.139

Notas. A tabela mostra as estimativas da máxima verossimilhança (ML) para os diferentes modelos de cópula para índice financeiro do Brasil (BFIndex). Valores do erro padrão (entre parênteses) e os valores da AIC ajustados para viés com pequena amostra são fornecidos para os diferentes modelos de cópula. Mínimo dos valores da informação de Akaike (AIC) (em negrito) indica o melhor ajuste de cópula. Para as cópulas que variam no tempo (TVP). Um asterisco (*) indica significância no nível de 5%

Tabela 9: Estatísticas descritivas para o VaR , $CoVaR$ e $\Delta CoVaR$.

		VaR	$CoVaR$	$\Delta CoVaR$
BFIndex	mean	-0.029		
	dev.st.	0.01		
BFIndex Banco ABC	mean		-0.045	-0.029
	dev.st.		0.02	0.01
BFIndex	mean	-0.029		
	dev.st.	0.01		
BFIndex Banco do Brasil	mean		-0.053	-0.023
	dev.st.		0.03	0.01
BFIndex	mean	-0.029		
	dev.st.	0.01		
BFIndex Banco Bradesco	mean		-0.053	-0.020
	dev.st.		0.03	0.01
BFIndex	mean	-0.029		
	dev.st.	0.01		
BFIndex Banco Pan	mean		-0.050	-0.031
	dev.st.		0.02	0.01
BFIndex	mean	-0.029		
	dev.st.	0.01		
BFIndex Banrisul	mean		-0.048	-0.029
	dev.st.		0.02	0.01
BFIndex	mean	-0.029		
	dev.st.	0.01		
Sistema Itaú	mean		-0.036	-0.034
	dev.st.		0.02	0.02

Figura 1: Gráfico das séries temporais dos preços das ações dos bancos brasileiros e o índice financeiro do Brasil (BFIndex) da BM&FBOVESPA

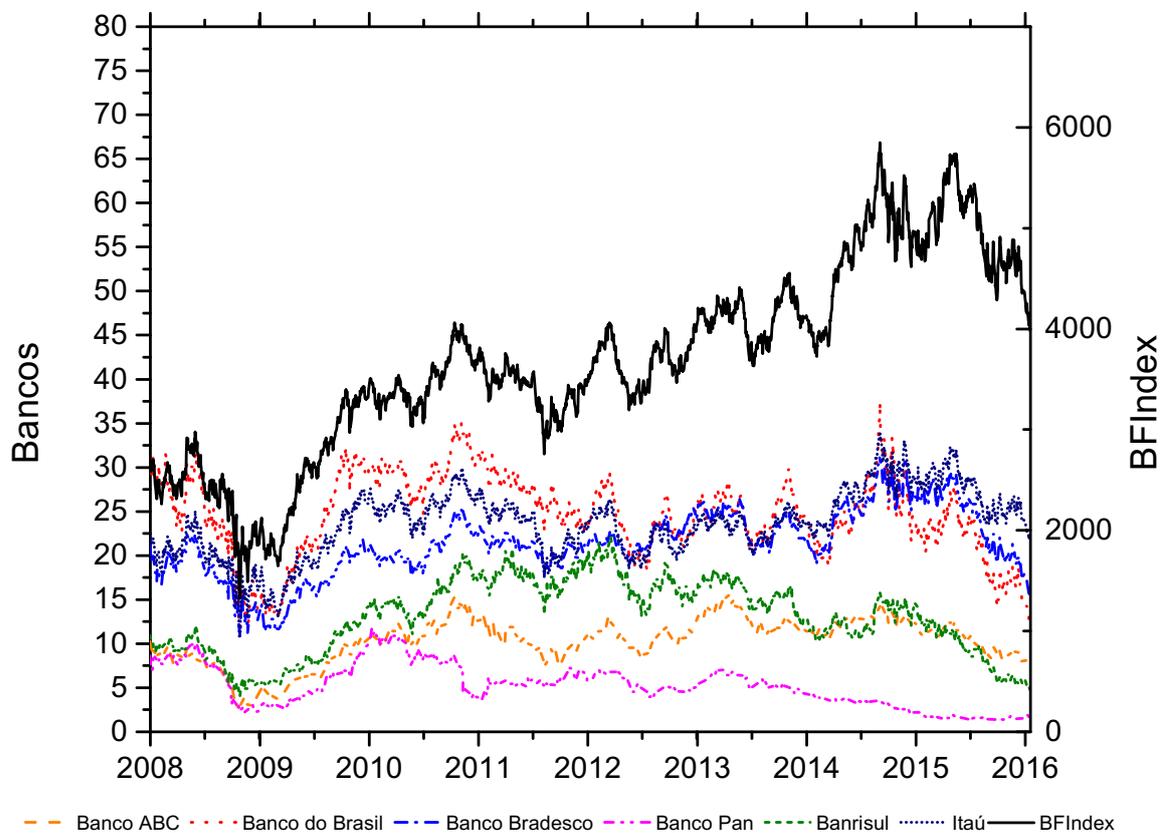


Figura 2: Gráfico das séries temporais dos fatores de risco específicos.

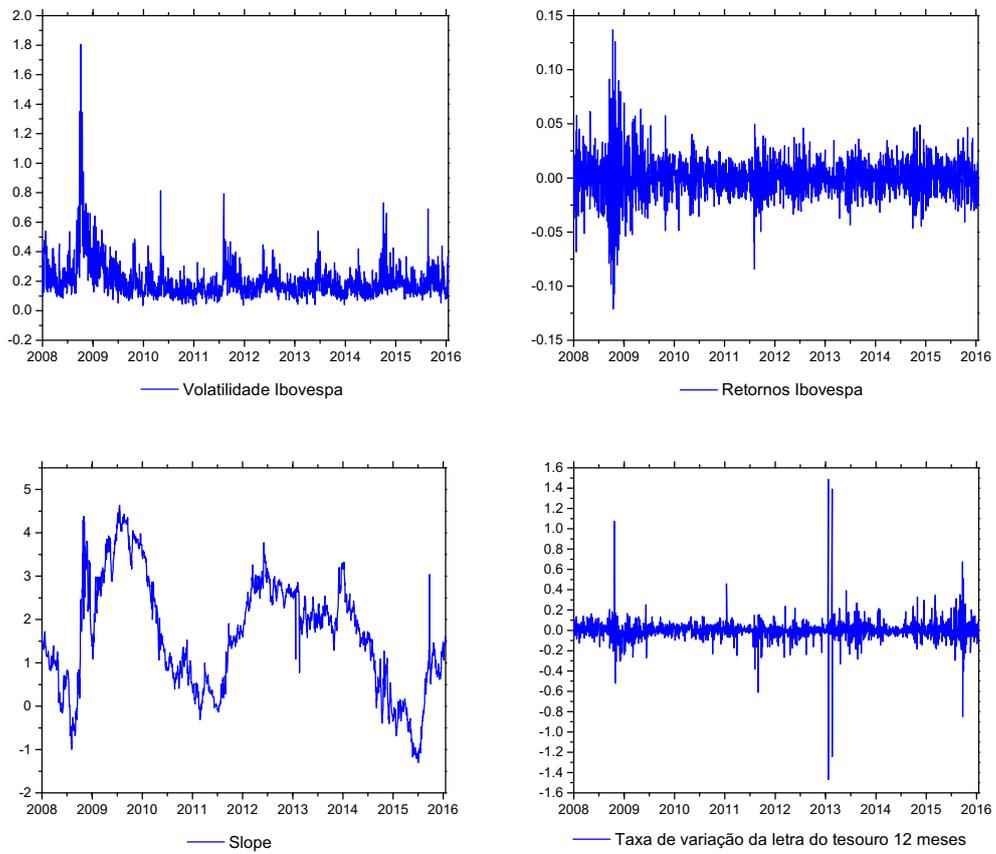


Figura 3: Gráficos de séries temporais para os valores do $CoVaR$ e do $\Delta CoVaR$ para bancos e o índice financeiro brasileiro.

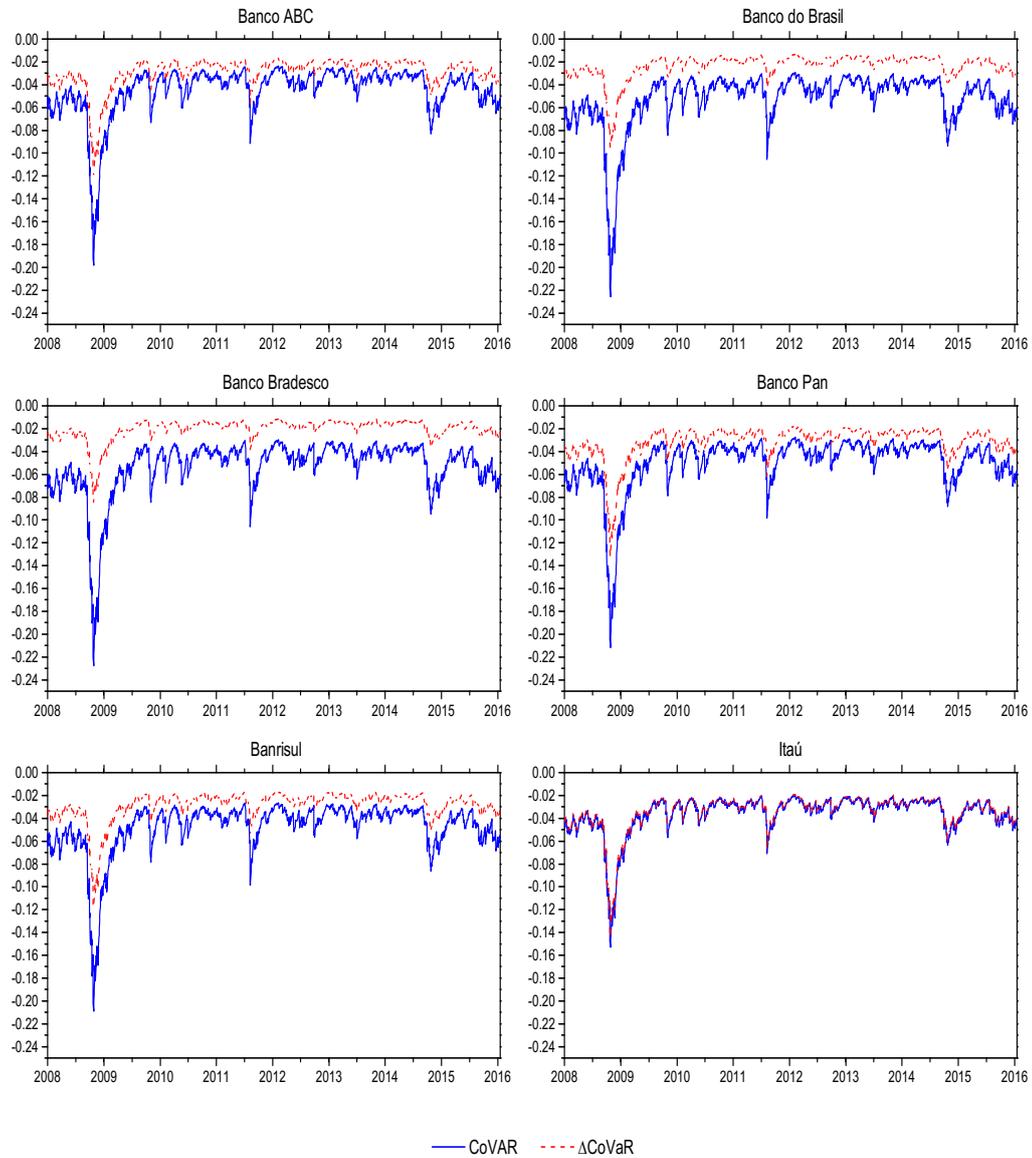


Figura 4: Estimativas de parâmetros do modelo de regressão linear dinâmico.

