

RISCO SISTÊMICO E EFEITO CONTÁGIO À LUZ DO MÉTODO COVAR: UMA ANÁLISE COM AS AÇÕES MAIS LÍQUIDAS LISTADAS NA BM&FBOVESPA

SYSTEMIC RISK AND CONTAGION EFFECT FROM COVAR METHOD PERSPECTIVE: AN ANALYSIS WITH THE MOST LIQUID SHARES LISTED ON BM&FBOVESPA

Ana Paola Fernandes

Professora do Departamento de Finanças e Contabilidade, doutoranda em Contabilidade pelo Programa Multiinstitucional e Inter-regional de Pós-Graduação em Ciências Contábeis, Universidade de Brasília, Universidade Federal do Rio Grande do Norte e Universidade Federal da Paraíba, João Pessoa (PB), Brasil

Data de recebimento: 01-07-2016

Data de aceite: 02-05-2017

Márcio André Veras Machado

Professor do Programa de Pós-Graduação em Administração (PPGA) e em Ciências Contábeis (PPGCC) da Universidade Federal da Paraíba (UFPB)

Paulo Roberto Nóbrega Cavalcante

Doutor e mestre em Contabilidade pela Universidade de São Paulo, professor do Programa Multiinstitucional e Inter-regional de Pós-Graduação em Ciências Contábeis, Universidade de Brasília, Universidade Federal do Rio Grande do Norte e Universidade Federal da Paraíba, João Pessoa (PB), Brasil

RESUMO

O objetivo deste artigo é avaliar as ações mais líquidas inseridas na BM&FBovespa, mostrando como variações nas séries de retornos das ações e de mercado geram e sofrem externalidades negativas entre si a partir do método CoVaR. Para isso, utilizou-se tanto o retorno mensal das ações quanto o índice Bovespa, analisando o período de 1994 a 2015. Foram calculados o VaR e $\Delta\text{CoVaR}^{\text{sis}}_{\text{stj}}$ para efeito de comparação de métodos. Para o VaR, observou-se que a empresa Vale, representada pelas ações R_VALE3 e a R_VALE5 apresentaram maior VaR, com -1,35 e -1,33, respectivamente. Já em relação ao $\Delta\text{CoVaR}^{\text{sis}}_{\text{stj}}$, as duas ações que mais contribuíram para o risco sistêmico foi a R_VALE3 e a R_ABEV3, com -1,38 e -1,35, respectivamente. De modo geral, uma possível crise sistêmica pode não necessariamente se originar no setor financeiro, o que instiga um estudo setorial mais abrangente e possíveis modificações regulatórias não só ao setor financeiro.

Palavras-chave: Risco sistêmico; efeito contágio; CoVaR.

ABSTRACT

This paper aims to evaluate the most liquid shares traded on the BM&FBOVESPA, showing how variations in stock and market returns generate and suffer negative externalities among themselves, from the CoVaR method. Therefore, we used both the monthly stock return, as the BOVESPA index, analyzing the period from 1994 to 2015. It were calculated the VaR and $\Delta\text{CoVaR}^{\text{sis}}_{\text{stj}}$ in order to compare methods. For the VaR, it was noted that the VALE, represented by the R_VALE3 and R_VALE5, presented more VaR, with -1.35 and -1.33, respectively. Regarding $\Delta\text{CoVaR}^{\text{sis}}_{\text{stj}}$, the R_VALE3 and R_ABEV3 were the ones that most contributed to the systemic risk, with -1.38 and -1.35, respectively. Thereby, a potential systemic crisis may not necessarily immerge from the financial sector, instigating a more comprehensive sector study and possible regulatory changes in different sectors.

Keywords: Systemic risk; contagion effect; CoVaR.

Endereço dos autores:

Ana Paola Fernandes
fernandess.ap@hotmail.com

Márcio André Veras Machado
mavmachado@hotmail.com

Paulo Roberto Nóbrega Cavalcante
paulocavalcante@ccsa.ufpb.br

1. INTRODUÇÃO

A crise financeira de 2008 nos Estados Unidos, resultante da falência de empresas, fez que o mercado voltasse a atenção para o setor financeiro, especificamente a fim de protegê-lo de externalidades negativas diante das outras instituições financeiras, devido às ocorrências adversas para o resto da economia. Segundo Almeida, Frascaroli e Cunha (2012, p. 578):

O desenvolvimento do sistema financeiro deve, concomitantemente ao seu crescimento, buscar diminuir as probabilidades de crises econômicas globais. Neste sentido, existe a necessidade de uma regulação avançada que possa acompanhar com rapidez as inovações financeiras promovendo de maneira sustentável, do ponto de vista da gestão de riscos, a expansão dos mercados.

Durante momentos de crises financeiras, o sistema financeiro pode ser afetado devido ao aumento de risco, denominado risco sistêmico. Esse risco se torna uma das principais preocupações dos agentes econômicos (PEREIRA; SANTOS, 2011). Essa preocupação instiga a academia, órgãos reguladores e agentes econômicos a buscarem medidas de gerenciamento de risco que captem e minimizem os efeitos causados pelas crises sistêmicas a partir de decisões econômico-financeiras (LIMA; NÉRI, 2007). Uma das medidas mais recentes, proposta por Adrian e Brunnermeier (2016), é o *Conditional Value at risk* (CoVaR). Essa medida é uma extensão dos modelos de gerenciamento de risco denominados de *Value at Risk* (VaR), em que o prefixo “Co” significa contágio, comovimento ou contribuições do risco criado por uma instituição à(s) outra(s) (CASTRO; FERRARI, 2014; REBOREDO; UGONILI, 2015; SEDUNOV, 2016; SHIMIZU, 2015).

Especificamente no mercado acionário brasileiro, poucos têm sido os trabalhos que utilizaram a métrica do CoVaR (ALMEIDA; FRASCAROLLI;

CUNHA, 2012; ARAÚJO; LEÃO, 2013; TRISTÃO; PORTUGAL, 2013). Todavia, nos mercados internacionais, como Colômbia, Japão, Europa, Estados Unidos entre outros, essa métrica vem sendo comumente aplicada (ARIAS; MENDOZA; PÉREZ-REYNA, 2011; BERNARDI; GAYRAUD; PETRELLA, 2013; GIRARDI; ERGÜN, 2013; KUPIEC; GÜNTAY, 2016).

Diante desse contexto, o objetivo deste artigo consiste em avaliar, entre as ações mais líquidas inseridas na Bolsa de Valores de São Paulo – BM&FBovespa, a contribuição marginal do valor em risco de cada ação por meio das variações nas séries de retornos dos preços mensais das ações, bem como identificar qual(is) ação(s) conduz(em) e sofre(m) externalidades negativas entre si, por meio da matriz de efeito contágio. Além disso, comparar o método tradicional de avaliação de risco utilizado pelo mercado (VaR) com o CoVaR. Dessa forma, a contribuição consiste em evidenciar resultados mais robustos para o gerenciamento de risco no mercado acionário brasileiro, dado que sua aplicação incide sobre a contribuição de cada instituição ao sistema financeiro, diferentemente das medidas de risco tradicionais que focam o risco de cada instituição de forma isolada.

Diferentemente de outros trabalhos que utilizaram a abordagem CoVaR, este artigo se propõe, primeiramente, a preservar a originalidade dos dados, não utilizando o método de interpolação para o cálculo do retorno das ações, pois acredita-se que, com o uso desse método os dados não apresentam seu comportamento natural e, conseqüentemente, seus efeitos. Este artigo preocupou-se em analisar todo o período do plano real, já que foi a partir dele que o Brasil apresentou estabilidade econômica. Isso justifica a análise se limitar apenas a nove ações, pois conciliar o período de análise dessas ações sem utilizar a interpolação torna-se uma limitação comumente vista nos dados brasileiros. Outra questão vista aqui é em relação à matriz de efeito contágio: caso se trabalhasse com a carteira de ativos do índice IBrX-50, por exemplo, a

matriz consistiria em 2.500 (50x50) análises, o que a tornaria inviável. Além disso, a maioria dos trabalhos que aplica a metodologia do CoVaR analisou apenas as instituições financeiras (ARAÚJO; LEÃO, 2013; ARIAS; MENDOZA; PÉREZ-REYNA, 2011; LÓPEZ-ESPINOSA et al., 2015; KLEINOW; HORSCH; GARCIA-MOLINA, 2017).

Vale ressaltar que a justificativa para análise das nove ações mais líquidas consiste no fato de estas serem as mais negociadas no mercado acionário. Isso se torna uma justificativa plausível, por se tratar de um mercado de país emergente, onde suas características consistem no fato de ser um mercado fortemente concentrado, possuir alta volatilidade no preço das ações e bolsas de valores pequenas (JACOBS, 2015).

Tratando-se de volatilidade, especificamente, é importante destacar que um ativo mais líquido implica menor volatilidade (AMIHUD; MENDELSON, 1986). Isso porque como o risco é função da volatilidade, quanto maior a volatilidade, maior o risco, e vice-versa. Assim, espera-se que quanto mais líquida for a ação, menor será sua contribuição marginal do risco para o mercado acionário brasileiro e, conseqüentemente, menor será o efeito contágio dentre as ações analisadas. Essa relação, empiricamente testada por modelos da família Arch e Garch, principalmente, é uma preocupação constante e envolve o interesse de muitos pesquisadores da área de finanças e economia financeira (DARRAT; BENKATO, 2003; BERIKOS, 2014; GILENKO; FEDOROVA, 2014; NEAIME, 2012; REJEB; ARFAOUI, 2016), pois permite aos agentes econômicos verificarem momentos de incerteza, podendo assim criar estratégias para minimizar os riscos ocorridos na obtenção dos ativos financeiros. É o caso, por exemplo, de um aumento da volatilidade dos preços dos ativos financeiros, que resulta em *spreads* de um país para outro durante os períodos de turbulência, por meio de um mecanismo de transmissão de contágio dos governos dos mercados emergentes mais afetados por essas

crises. Isso nos leva a acreditar que um estudo que analise as interdependências e perturbações dos mercados financeiros, em termos de volatilidade, seria útil tanto para os reguladores de políticas governamentais quanto para gestores de carteiras.

O trabalho está organizado da seguinte forma: a seção 2 apresenta o referencial teórico, que contempla aspectos sobre risco sistêmicos e a definição básica sobre o modelo CoVaR. A seção 3 descreve o tratamento da base de dados, e em seguida apresenta a estimação do modelo CoVaR. A seção 4 e 5 contêm os resultados centrais e considerações finais, respectivamente.

2. REVISÃO DA LITERATURA

Diversos são os caminhos para o entendimento sobre o risco e seu impacto no mercado financeiro. Sua compreensão quantitativa inicia-se, inevitavelmente, pela obra de Markowitz (1952), com debates sobre os primeiros estudos sobre o *trade-off* entre risco e retorno, marcando o início da moderna teoria de finanças. Essa teoria contempla modelos clássicos de precificação de ativos, como é o caso do *Capital Asset Pricing Model* (CAPM), proposto por Sharpe (1964), Lintner (1965) e Mossin (1966); o modelo de três fatores de Fama e French (1993); o modelo de quatro fatores de Carhart (1997); o modelo de cinco fatores de Fama e French (2015), representando uma gama de trabalhos desenvolvidos que admitem que o risco sistêmico é constante ao longo do tempo (CAPM estático) entre outros. Todavia, outra linha de pesquisa, chamada CAPM condicional, admite a dinâmica temporal do risco sistemático por meio da utilização dos modelos da família Arch Garch, por exemplo (MAZZEU; SANTOS; COSTA JUNIOR, 2013). A partir de então, diversos estudos sobre formação de preço de ativos são vistos, tanto na literatura nacional (FARIA et al., 2011; BLANK et al., 2014; BESARRIA, et al., 2015; MATOS; LINHARES; SYLVESTRE, 2012; MACHADO; MACHADO, 2014), quanto na literatura

internacional (FAMA; FRENCH, 2004; FAMA, 2014; LAURA; FAHAD, 2017; VENDRAME; TUCKER; GUERMAT, 2016).

Paralelo ao desenvolvimento desses modelos, em termos de gerenciamento de risco (risco sistêmico e efeito contágio), destacam-se modelos como o *Value at Risk* (VaR); Co-Risk (CHAN-LAU, 2009); *Expected Shortfall* – ES (ACHARYA et al., 2017); SRISK (ACHARYA; ENGLE; RICHARDSON, 2012; BROWNLEES; ENGLE, 2017), *Conditional Value at Risk* (CoVaR) (ADRIAN; BRUNNERMEIER, 2016) entre outros. O próximo item abordará o modelo CoVaR, escolhido para o questionamento proposto neste artigo. Diante do exposto, é preciso deixar claro que o modelo CoVaR é, por analogia, como uma relação de precificação de ativos inversa em quantis, o que não inviabiliza seu resultado, já que a análise se refere ao risco sistêmico e risco de efeito contágio e não à precificação de ativos (ADRIAN; BRUNNERMEIER, 2016; BIERTH; IRRESBERGER; WEIß, 2015; HAUTSCH; SCHAUMBURG; SCHIENLE, 2014).

2.1. CoVaR

Considerada a medida de risco mais comumente utilizada nas instituições financeiras, o VaR foi definido com a publicação do *RiskMetrics Technical Document*, pela J. P. Morgan, em 1994, e consiste em ser a pior probabilidade da ocorrência de uma perda provável em um dado momento do tempo sob as condições normais de funcionamento do mercado, ou seja, é um método de se obter o valor esperado da máxima perda (ou pior perda) dentro de um horizonte de tempo com um intervalo de confiança (JORION, 2006). Isso significa que um gestor tem a capacidade de informar a perda máxima que um investidor pode obter num dia, em valores monetários ou em percentuais, a partir de dois parâmetros: volatilidade no tempo e o nível de confiança.

A mensuração e gestão do risco sistêmico são de fundamental importância em muitos negócios,

conforme observado na crise financeira que eclodiu em 2008 nos Estados Unidos. Exemplo interessante é a medição e regulação do risco sistêmico de uma economia ou de um mercado financeiro. Observa-se na literatura uma busca incessante por parte da academia, órgãos reguladores e agentes econômicos, de modo geral, por modelos que sejam capazes de minimizar e gerenciar o risco. Uma das medidas encontradas na literatura para estudar o risco sistêmico é o CoVaR, proposta de Adrian e Brunnermeier (2016).

Originalmente, o CoVaR leva em consideração que as instituições financeiras estão interligadas. Assim, os problemas de solvência de uma instituição podem levar a ocorrências de efeitos em várias outras. O CoVaR tem o desígnio de estimar o VaR do sistema condicional a cada instituição i , isto é, é definido como o VaR do sistema financeiro como um todo condicional a instituição i estar em dificuldade, ou seja, o efeito *spillover* das externalidades que uma instituição em particular impõe ao sistema.

A diferença entre o CoVaR condicional sobre a dificuldade de uma instituição (CoVaR _{i}) do CoVaR condicional sobre o estado normal das instituições (Δ CoVaR) fornece a contribuição marginal de uma instituição particular (no sentido não causal) para o risco sistêmico como um todo. Matematicamente, tem-se:

$$\Delta\text{CoVaR} = \text{CoVaR}_i - \text{CoVaR} \quad (1)$$

Adrian e Brunnermeier (2016) destacam três vantagens da medida CoVaR:

- i) Ao considerar duas empresas, A e B, nas quais possuem o mesmo VaR, mas a empresa A tem um Δ CoVaR igual a zero e a empresa B tem um Δ CoVaR diferente de zero. Com base no cálculo isolado do VaR, ambas as instituições se apresentam com o mesmo risco. Contudo, o Δ CoVaR

da empresa B indica que ela contribui mais para o risco sistêmico. Considerando que o risco sistêmico leve a um maior prêmio de risco, a empresa B deve ofuscar a empresa A em termos de geração de retornos, já que a empresa A pode ser obrigada pelas forças competitivas a seguir o exemplo da empresa B. A imposição de restrições regulatórias sobre a empresa B diminuiria a tendência da empresa B em gerar riscos sistêmicos;

- ii) A medida ΔCoVaR é bastante geral para permitir o estudo dos transbordamentos de risco sobre o sistema financeiro como um todo. Por exemplo, o $\Delta\text{CoVaR}_{j/i}$ mostra o aumento no risco da empresa j quando a empresa i passa por dificuldades. Vale salientar que $\Delta\text{CoVaR}_{j/i}$ não é necessariamente igual a $\Delta\text{CoVaR}_{i/j}$. Pelo contrário, espera-se que sejam diferentes;
- iii) Sua lógica é facilmente estendida para outras medidas de riscos. A medida CoVaR pode ser obtida de várias formas: *bootstrap*, regressões de segundo momento etc. No entanto, aqui será utilizada regressão quantílica, que, de acordo com Konker (2005), é usada quando estimativas dos diferentes quantis (como a mediana) de uma população são desejadas. A previsão da maioria dos modelos de regressão é uma estimativa pontual da média condicional de uma resposta (ou seja, a quantidade que está sendo prevista), dado um conjunto de variáveis independentes.

A regressão quantílica pode ser vista como uma analogia natural em análise de regressão, a fim de usar diferentes medidas de tendência central e dispersão estatística para obter uma análise mais abrangente e mais robusta. Outra vantagem da regressão quantílica é o fato de que qualquer quantil pode ser estimado. Vale ressaltar que o VaR_q^i é implicitamente definido como o q quantil, conforme Jorion (2006):

$$\Pr(X^i \leq \text{VaR}_q^i) = q \quad (2)$$

Onde, X^i é a variável da instituição i pelo qual o VaR_q^i é definido. $\text{CoVaR}_q^{j/i}$ é o VaR da instituição j (ou sistema financeiro) condicional a algum evento $C(X^i)$ da instituição i . Isto é, $\text{CoVaR}_q^{j/i}$ é implicitamente definida pelo quantil q da distribuição de probabilidade condicional dada por:

$$\Pr[X^i \leq \text{CoVaR}_q^{j/i} | C(X^i)] = q \quad (3)$$

A contribuição da instituição i para a j então é:

$$\Delta\text{CoVaR}_q^{j/i} = \text{CoVaR}_q^{j/X^i=\text{VaR}_q^i} - \text{CoVaR}_q^{j/X^i=\text{mediana}} \quad (4)$$

Ao admitir o sistema financeiro como um todo se retira o subscrito j . Nessa situação, o ΔCoVaR_q^i representa a diferença entre o VaR do sistema financeiro condicional a um abalo de uma instituição em particular. Sendo assim, a medida permite estudar os efeitos transbordamento entre o sistema financeiro, como mostra a Figura 1.

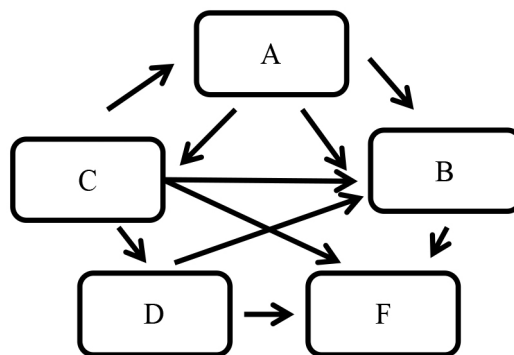


Figura 1 – Relação entre instituições no mercado financeiro brasileiro

Fonte: Elaborado pelos autores (2015).

Cabe destacar que o CoVaR possui algumas propriedades que merecem destaque: i) Se uma grande instituição for dividida em n partes iguais, o CoVaR dessa instituição é exatamente igual aos CoVaRs dos n clones; ii) Em geral, as instituições são sistêmicas como parte de um rebanho, isto é,

se a dificuldade financeira for devida a um fator comum, então todas as instituições, independentemente do seu tamanho, estarão em perigo¹; iii) O ΔCoVaR de uma determinada instituição é endógeno e depende da tomada de risco de outras instituições; iv) Por questões de gestão de risco, é válido calcular o condicionado oposto. Por isso, o CoVaR é considerado uma medida de exposição de uma instituição individual para todo o sistema com dificuldades financeiras; v) Diferentemente da interpretação da matriz de variância e covariância de Markowitz (1952), não se assume que os efeitos negativos e positivos sobre os retornos dos ativos negociados nos mercados sejam simétricos.

Em síntese, a finalidade do método CoVaR , levando em consideração suas propriedades, consiste em captar o quanto determinada ação inserida na BM&FBovespa contribui para o risco sistêmico do mercado acionário brasileiro, sendo o método estimado por regressão quantílica, levando em consideração a liquidez das ações.

2.2. Estudos anteriores

Apesar de o CoVaR ser uma medida de risco sistêmico relativamente recente na literatura em finanças, alguns trabalhos que utilizaram essa metodologia são destacados aqui. Vale ressaltar que as evidências empíricas mostraram que o CoVaR é uma boa medida de risco, quando comparado ao VaR , no sentido de identificar quais empresas sofrem com o efeito contágio e quais empresas causam esses efeitos.

Arias, Mendoza e Pérez-Reyna (2011) aplicaram a metodologia do CoVaR para o mercado colombiano, com a justificativa de que na Colômbia, a exposição ao risco de mercado tem aumentado significativamente desde 2009, e a codependência de risco entre os agentes não havia sido analisada sob a perspectiva desse risco. Os resultados

sugeriram que a codependência do risco aumenta durante períodos de turbulências. Esse é um resultado geral que pode ser observado entre os bancos comerciais, fundos de pensão e diferentes tipos de instituições financeiras. Dessa forma, as entidades que têm maior contribuição para o risco sistêmico de mercado devem ser cuidadosamente monitorizadas, para evitar externalidades negativas causadas por maiores correlações.

O trabalho de Almeida, Frascaroli e Cunha (2012) avaliou como um *distress* nas séries de retornos de empresas brasileiras e dos principais indicadores do mercado financeiro doméstico (Ibovespa) e internacional (Dow Jones) interação entre si, na tentativa de captar efeitos *spillovers*. Os autores estimaram risco sistêmico, efeito contágio e *stress test*. A amostra foi constituída por dezesseis empresas listadas na BM&FBovespa que faziam parte da carteira referente aos meses de maio a agosto de 2011. Para representar o mercado acionário brasileiro, consideraram o índice Ibovespa, e para o mercado internacional o índice DJIA. O período de análise consistiu de 1995 a 2011. Os principais resultados apontaram a inexistência de correlação entre as medidas de risco dadas pelo VaR e pelo CoVaR . Já o risco sistêmico sinalizou os papéis que causam mais externalidades negativas para o mercado financeiro brasileiro. Por fim, por meio do *stress test*, verificaram que um *distress* nos retornos do Ibovespa possui mais *spillover effects* sobre os papéis das empresas que atuam na BM&FBovespa do que um *distress* nos retornos do mercado internacional. Por último, a matriz de efeito contágio, que revela as inter-relações entre os retornos dos papéis das empresas, evidenciou indícios setoriais para avaliação e gestão de risco.

López-Espinosa et al. (2012) utilizaram a abordagem CoVaR para identificar, no período de 2001 a 2009, os principais fatores por trás do risco sistêmico em um conjunto de 54 grandes empresas de

¹ Essa propriedade se conecta exatamente com a propriedade "i".

² *Distress*: Entende-se, nesse contexto, como perturbações.

dezoito países (União Europeia e Estados Unidos), alvos de esforços regulatórios e que, provavelmente, são considerados pelos bancos centrais grandes demais para falirem. Além disso, esses países são caracterizados por sua grande capitalização, pela a atividade global e pelo tamanho representativo na indústria local. Para isso, estendem a metodologia básica do CoVaR para levarem em conta certo número de questões econométricas relacionadas com respostas assimétricas, efeitos de recapitalização e mudanças estruturais que se originaram durante a crise financeira global. Como resultados principais, indicaram, com base na metodologia CoVaR, que no atacado o financiamento de curto prazo, variável fortemente relacionada à interconexão e exposição ao risco de liquidez, é positiva e significativamente relacionada ao risco sistêmico, ao passo que outras características da empresa, como a alavancagem ou o tamanho relativo fornecem pouca informação incremental sobre o risco sistêmico.

O trabalho de Tristão e Portugal (2013) teve como objetivo avaliar a contribuição dos bancos no mercado financeiro brasileiro ao risco sistêmico por meio do método CoVaR. Para isso, os autores trabalharam com uma amostra que engloba o período de janeiro de 1987 a junho de 2012. Os autores dividiram a amostra em duas partes: 1T1987 a 2T1994, e outra de 3T1994 a 2T2012. A estimação foi realizada por um modelo estático e um modelo dinâmico, esperando-se avaliar, por um lado, o comportamento da contribuição sistêmica dos bancos no Brasil, por outro, como variáveis comumente conhecidas como indicadores de risco realmente se comportam em relação ao risco sistêmico gerado. Entre os indicadores avaliados, encontram-se: 1) VIX, mais especificamente o CBOE *Volatility Index*, que representa uma medida de expectativa do mercado de volatilidade calculado com base nos preços de opções de compra e de venda de ações que compõem o *S&P500*; 2) Retorno semanal do Ibovespa.

Os resultados indicaram que: i) Existe divergência nos patamares de risco entre os períodos de baixa (propensos a maiores níveis de risco sistêmico) e alta estabilidade monetária; ii) A relação entre tamanho e risco gerado pelas instituições financeiras é não linear; e iii) Assim como visto em trabalhos aplicados a outros países, o VaR nem sempre acompanha a contribuição de um banco ao risco sistêmico.

O artigo de Araújo e Leão (2013) também teve por objetivo avaliar a aplicação da métrica CoVaR ao sistema bancário brasileiro. Sua amostra foi composta por 23 empresas que compreenderam, em junho de 2012, 71% do ativo contábil total consolidado do sistema bancário brasileiro, incluindo instituições financeiras que fazem parte de conglomerados estrangeiros. O período analisado foi de 1 de janeiro de 2006 a 27 de julho de 2012. Os resultados evidenciaram que: i) O VaR é uma medida insuficiente para capturar o risco sistêmico de uma instituição, porém, instituições maiores que apresentaram menor risco individual ofereceram os maiores riscos sistêmicos; ii) Algumas instituições pequenas também estão entre as que oferecem maiores riscos sistêmicos; iii) Uma unidade a mais de risco individual para as instituições maiores está relacionada a um maior risco sistêmico do que uma unidade a mais de risco individual em uma instituição pequena; iv) Em média, o risco sistêmico é menor para as instituições públicas do que para as instituições privadas. Além disso, as assertivas ii e iii indicam que instituições com maior risco individual possuem, em média, menores contribuições marginais ao risco sistêmico.

O artigo de Bernardi, Gayraud e Petrella (2013) analisou os efeitos de interdependência de eventos extremos, proporcionando uma ferramenta de estimativa para avaliar o risco CoVaR. A abordagem baseia-se em um quadro de regressão quantílica bayesiana, no qual foi proposto um algoritmo de Cadeias de Markov de Monte Carlo, explorando a representação da distribuição assimétrica de

Laplace como uma mistura de localização escala das normais. Além disso, umavez que as medidas de risco são geralmente avaliadas em dados de séries temporais, os retornos normalmente mudam com o tempo. Assim, o modelo CoVaR foi estendido para explicar a dinâmica do comportamento na cauda. A análise compreendeu empresas de capital aberto dos Estados Unidos que pertenciam a diferentes setores (bens de consumo, energia, industriais, tecnologias e utilitários) e que compõem o índice *Standard and Poor's* (S&P500). Os dados são fundamentados em observações semanais e foram analisados no período entre 2 de janeiro de 2004 a 28 de dezembro de 2012, cobrindo a crise financeira global iniciada nos Estados Unidos em 2008. Os resultados mostraram que o modelo e a abordagem propostos são capazes de estimar acentuadamente os quantis marginais e condicionais, fornecendo uma caracterização mais realista e informativa da cauda com comovimentos extremos. Em particular, a versão dinâmica do modelo proposto supera o tempo invariante da ação específica, quando a análise é baseada em dados de séries temporais.

Reboredo e Ugolini (2015) analisaram o risco sistêmico nos mercados da dívida soberana europeia antes e depois do início da crise da dívida grega, baseando-se no modelo CoVaR por meio da estimação por cópulas (modelagem de dependência flexível, uma vez que fornecem informações sobre a média e a dependência na cauda que são cruciais para determinar o valor CoVaR. Para tanto, foram utilizados dados semanais dos índices de preços soberanos de referência para a França, Alemanha, Holanda; mercados da Grécia, Irlanda, Itália, Portugal e Espanha (GIIPS)³ e o índice de preços das obrigações soberanas globais para o mercado da União Europeia (MUE). Os índices de preços das obrigações de referência foram coletados

no Datastream com prazo de vencimento de dez anos, cobrindo o período de 7 de janeiro de 2000 a 26 de outubro de 2012.

Os resultados mostraram que os mercados de dívida europeus mudaram fortemente no período antes do início da crise da dívida, e que a evolução dos riscos sistêmicos foi semelhante em todos os mercados. No entanto, após o início da crise, os mercados de dívida europeia e os mercados GIIPS se correlacionaram negativamente com o índice da União Econômica e Monetária Europeia (UEM), exibindo dependência na cauda inferior. Como resultado, o risco sistêmico mudou drasticamente e o valor da CoVaR aumentou. Do ponto de vista do impacto do risco sistêmico sobre a dívida grega, os achados evidenciaram que o risco de dívida dos mercados europeus era baixo e estável antes do início da crise. No entanto, o risco sistêmico da dívida grega aumentou, principalmente para os outros países em crise e, particularmente, foi negativo para o mercado português. O risco sistêmico da dívida grega para os países não crise foi reduzido como resultado da dissociação entre o mercado da dívida grega e os mercados de dívida dos países não crise.

Bernard e Czado (2015) se propõem a estudar as propriedades de quantis condicionais e como estes se relacionam com as propriedades da cópula a partir do momento que entendem que a estimação de quantil condicional é um passo crucial em muitos problemas estatísticos, e tomam como exemplo a medida do risco sistêmico CoVaR, que baseia-se num quantil condicional quando uma das variáveis está na cauda da distribuição. Uma contribuição desse trabalho é estudar a “dependência na cauda” e “independência da cauda”, usando quantis condicionais, condicionalmente a uma das variáveis. Em particular, propuseram um novo método gráfico para detectar e estimar dependência na cauda, fazendo uso da escala *probit* (para a qual as distribuições marginais são padrão normal).

Bernard e Czado (2015) ressaltam que ao comparar sua abordagem de estimativa de dependência

³ GIIPS: Sigla para simplificar a representação dos seguintes países: Grécia, Irlanda, Itália, Portugal e Espanha.

na cauda com a literatura existente, verifica-se que sua abordagem não é simétrica, no sentido de que a medida da dependência da cauda por meio de quantis condicionais dependerá da ordem das variáveis, portanto, sobre a permutabilidade entre elas. É possível que $X | Y$ apresentem dependência na cauda, enquanto $Y | X$ não. Isso ressalta a relevância do sentido de estudar a dependência na cauda quando duas variáveis em estudo não são papéis simétricos e são potencialmente diferentes de ordem de grandeza.

Drakos e Kouretas (2015) investigaram o aumento da presença de bancos estrangeiros em um fundo nacional para o aumento do risco sistêmico, especialmente após a crise financeira de 2007-2009. Os autores aplicaram o método CoVaR com dados dos Estados Unidos e Reino Unido, utilizando dados diários no período de 2 de janeiro de 2000 a 31 de dezembro de 2012. Os achados encontrados fornecem evidências de que nos Estados Unidos os bancos não americanos contribuem para o risco sistêmico, embora a maior parte da contribuição venha dos bancos norte-americanos. No caso do Reino Unido, o setor bancário contribui mais para o risco sistêmico em períodos de angústia do que uma indústria de seguros ou uma indústria de serviços financeiros.

López-Espinosa et al. (2015) propuseram uma extensão da metodologia CoVaR para capturar uma resposta assimétrica a choques positivos e

negativos do sistema bancário de bancos individuais dos Estados Unidos, compreendendo o período entre 1990 a 2010. Os achados revelaram que as assimetrias que apresentam interdependências de cauda podem levar a uma subestimação grave do risco sistêmico. Em média, o impacto relativo no sistema de uma queda do valor de mercado individual é sete vezes a de um aumento. Além disso, esse padrão assimétrico aumenta com o tamanho do banco.

3. METODOLOGIA

3.1. Dados

A amostra analisada consistiu de empresas com ações listadas na BM&FBovespa entre julho de 1994 a dezembro de 2015. Utilizou-se esse período de tempo devido à maior estabilidade da economia brasileira. A contemplação desse período com a não utilização do método de interpolação para dados faltantes na amostra só foi possível ao considerar dados mensais dos retornos das ações. Tendo em vista que o objetivo foi trabalhar com as empresas que apresentaram maior liquidez (datada 1º de fevereiro de 2016), segundo a classificação do Economática, a amostra se restringiu a nove ações contempladas na bolsa, conforme Quadro 1. Vale ressaltar que, além do preço das

Quadro 1 – Empresas listadas na BM&FBovespa, de acordo com seu ranking de liquidez

Setor (Segmento)	Nome do Pregão	Ações	Ranking de Liquidez
Financeiro – Banco	Itaú Unibanco	ITUB4	1º
Petróleo/ Gás/ Biocombustível	Petrobras	PETR4	2º
Materiais básicos/ Mineração/ minerais metálicos	Vale	VALE5	3º
Financeiro – Banco	Bradesco	BBDC4	4º
Consumo não cíclico/ Bebidas/ Cervejas e Refrigerantes	Ambev S/A	ABEV3	5º
Financeiro – Banco	Itaú S/A	ITSA4	6º
Financeiro – Seguradora	BB Seguridade	BBSE3	9º
Petróleo/ Gás/ Biocombustível	Petrobras	PETR3	11º
Materiais básicos/ Mineração/ Minerais metálicos	Vale	VALE3	15º

Fonte: Elaboração dos autores a partir de informações do Economática (2016).

ações, utilizou-se o índice Bovespa para representar o mercado brasileiro.

Os preços de todos os papéis analisados foram os ajustados e, tanto esses, quanto o índice Bovespa, foram transformados em retornos, por meio da equação 5:

$$\ln = \left(\frac{P_t}{P_{t-1}} \right) * 100 \quad (5)$$

Como os dados são mensais, foi preciso primeiramente deflacionar as séries por meio do Índice de preço ao consumidor amplo (IPCA). Vale destacar que a equação 5 é comumente utilizada em dados financeiros, e esse procedimento foi necessário para evitar o problema de não estacionariedade da série, encontrado comumente em séries de preços. Os dados foram estimados por meio do software *Eviews*.

3.2. Método de estimação

O método de estimação utilizado foi a regressão quantílica. Para esse método, é preciso determinar o quantil para o cálculo do VaR. Quanto menor o quantil, mais criterioso é o estudo, tornando-o mais robusto em resposta aos *outliers*. A justificativa para o uso da regressão quantílica se deve ao fato de que, ao contrário do modelo de mínimos quadrados ordinários (MQO), que considera a média condicional, a regressão quantílica analisa a média para cada quantil estabelecido (HAO; NAIMAN, 2007). Para este estudo, para a análise do VaR, do CoVaR e da matriz de efeito contágio optou-se, por convenção, trabalhar com um quantil de 5% e 50% (mediana).

O uso de regressão quantílica é intuitivo. Considera-se que o valor previsto de uma instituição financeira i para o q^{th} quantil é:

$$X_q^{\text{Sistema},i} = \alpha_q + \beta_q^i X_i \quad (6)$$

Onde, $X_q^{\text{Sistema},i}$ é o valor previsto para um quantil condicional particular da instituição i , a partir do retorno da ação.

O VaR é definido da seguinte forma⁴:

$$\Pr(x^i \leq \text{VaR}_q^i) = q \quad (7)$$

Dessa forma, o VaR pode-se estender para:

$$\text{VaR}_q^{\text{Sistema},i} = X_q^{\text{Sistema},i} \quad (8)$$

Isto é, o valor previsto utilizando a regressão quantílica do sistema com relação à instituição i dá exatamente o VaR do sistema financeiro condicional a X^i , onde o X^i é justamente o quantil condicional. Utilizando um valor previsto particular de $X^i = \text{VaR}_q^i$ gera-se medida CoVaR (para o evento condicional $X^i = \text{VaR}_q^i$). Formalmente, a medida CoVaR é dada por:

$$\Delta \text{CoVaR}_q^{\text{Sistema},i} = \beta_q^i * (\text{VaR}_q^i - \text{VaR}_{50\%}^i) \quad (9)$$

Onde β_q^i é dado por uma regressão onde a variável dependente é o retorno e a variável independente é o retorno da ação; o VaR_q^i e o $\text{VaR}_{50\%}^i$ são os valores do VaR calculados nos quantis 5% e 50%, respectivamente. Assim, dada essa equação matemática, tem-se o $\Delta \text{CoVaR}_q^{\text{Sistema},i}$ (contribuição marginal do valor em risco de uma empresa individual ao mercado como um todo). Adicionalmente, para a análise da matriz de efeito contágio, uma forma de evidenciar as inter-relações das empresas do mercado financeiro é por meio da matriz de contágio, que permite identificar tanto as empresas que contribuem para o risco de outras empresas quanto as que são mais “contagiadas” por outras empresas.

A matriz está organizada da seguinte forma: nas linhas, o efeito contágio da empresa i pela

⁴ Ver Tristão e Portugal (2013, p. 28-29).

empresa j e nas colunas como a empresa i é contagiada pela empresa j . Segundo Almeida, Frascaroli e Cunha (2012) isso permite verificar quais os papéis das empresas que mais contribuem marginalmente para um *distress* nos retornos dos demais, bem como apontar quais os retornos dos papéis são mais afetados pelos demais. O Quadro 2 ilustra a matriz de contágio.

4. ANÁLISE DOS RESULTADOS

A análise dos resultados contemplará cinco etapas, a saber: 1) Análise da estatística descritiva; 2) Análise gráfica, servindo de complemento à análise final dos resultados; 3) Cálculo do VaR de cada ação; 4) Cálculo do ΔCoVaR e 5) Análise da matriz de efeito contágio.

De acordo com a estatística descritiva exposta na Tabela 1, é possível verificar que os valores médios são muito próximos, bem como os desvios-padrão, os valores máximo e mínimo, o que pode revelar um ΔCoVaR e um VaR sem grandes variações entre eles, além de uma ação para a outra. É possível que essa pouca variabilidade tenha se dado por considerar valores mensais nas séries de retorno das ações, o que fez diminuir consideravelmente o número de observações, quando comparada com uma série histórica de dados diários.

O Gráfico 1 tem por objetivo evidenciar o comportamento das ações em relação a sua liquidez, no período em que os dados foram coletados (primeiro quadrimestre de 2016), detectando a participação percentual das nove ações mais líquidas inseridas na BM&FBovespa. Essa informação, associada principalmente à contribuição marginal do valor em risco, revela sobretudo o impacto negativo que determinada ação pode gerar no mercado acionário brasileiro. Um dado que chamou atenção foi a ação ordinária e preferencial da empresa Petrobras (R_PETR4 e R_PETR3, respectivamente), por apresentar participações relativamente baixas do que vinham apresentando em anos passados⁵, perdendo posicionamento para a empresa do setor financeiro Itaú Unibanco. O que se pode sugerir para essa perda de participação da Petrobras são os escândalos de corrupção que ficaram mais evidentes nos dois últimos anos, trazendo incertezas aos seus investidores.

A Tabela 2 mostra, de forma ranqueada, os valores obtidos no cálculo do VaR (risco individual) e do ΔCoVaR (risco sistêmico), a partir do retorno mensal do preço das ações para cada papel negociado no quantil 5%, conforme anteriormente estabelecido. Observa-se, como já era esperado, uma proximidade dos valores entre as ações, devido a pouca variabilidade nas séries de retorno mensal. Outra explicação pode estar na relação entre liquidez e volatilidade, isto é, como o risco é função

Quadro 2 – Matriz genérica de efeito contágio

Ação	Ação	Ação	Ação	...	Ação	Total
Ação	...	ΔCoVaR_{12}	ΔCoVaR_{13}	...	ΔCoVaR_{16}	X1
Ação	ΔCoVaR_{21}	...	ΔCoVaR_{23}	...	ΔCoVaR_{26}	X2
Ação	ΔCoVaR_{31}	ΔCoVaR_{32}	ΔCoVaR_{36}	X3
...
Ação	ΔCoVaR_{61}	ΔCoVaR_{62}	ΔCoVaR_{63}	ΔCoVaR_{6n}	...	X6
Total	Y1	Y2	Y3	...	YK	XK

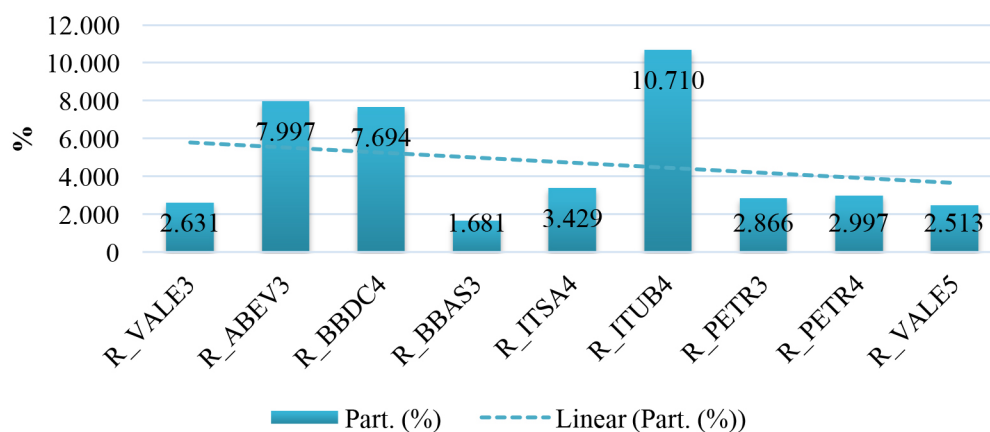
Fonte: Elaborado pelos autores a partir de Almeida, Frascaroli e Cunha (2012).

⁵ Ver Almeida, Frascaroli e Cunhas (2012).

Tabela 1 – Estatística descritiva dos retornos das ações analisadas, no período de 1994 a 2015

Ação	Observações	Média	Desvio-padrão	Mínimo	Máximo
R_vale3	257	0.049042	0.8328747	-3.33023	3.796119
R_abev3	257	0.055328	0.8162507	-3.17946	3.73767
R_bbd4	257	0.051452	0.8286391	-3.05276	3.766371
R_bbas3	257	0.042611	0.8281629	-3.01188	3.798176
R_itasa4	257	0.05336	0.8277551	-3.07166	3.776945
R_itub4	257	0.052896	0.8357156	-3.06945	3.782752
R_petr3	257	0.046416	0.8414702	-3.01131	3.791218
R_petr4	257	0.045525	0.8443726	-3.01797	3.788439
R_vale5	257	0.052082	0.8373141	-3.3337	3.78918

Fonte: Elaboração dos autores (2016).

**Gráfico 1** – Participação percentual das nove ações mais líquidas inseridas na BM&FBovespa – Fevereiro de 2016

Fonte: Elaboração dos autores com base em BM&FBovespa (2016).

desta volatilidade, e quanto maior a volatilidade, maior o risco, e vice-versa. Assim, quanto mais líquido for o retorno da ação, menor sua contribuição marginal ao risco. É importante destacar que, apesar da proximidade dos valores, todos mostraram-se estatisticamente significativos.

A análise da regressão quantílica leva em consideração os valores da cauda esquerda de uma distribuição normal, assim, quanto menor o quantil considerado, mais criterioso é o estudo e, portanto, mais precisa a análise. As ações R_VALE3 e a R_VALE5 apresentaram maior VaR, com -1,35 e -1,38, respectivamente. Porém, esse cenário muda do ponto de vista do posicionamento, quando é considerado o ΔCoVaR da ação R_VALE5, que

passa de segundo lugar no VaR para quarto lugar no ΔCoVaR das nove ações que mais contribuem para o risco sistêmico no mercado acionário brasileiro. No entanto, vale destacar que mesmo com essa ação caindo de posicionamento, seu valor ainda continuou maior do que quando comparado com o seu valor obtido no VaR, mostrando que o método do ΔCoVaR se mostrou mais robusto do que o VaR, pois capta melhor o efeito transbordamento das ações no mercado acionário. É válido destacar que o objetivo deste artigo é mostrar quais as ações mais danosas no que tange à rentabilidade em risco do sistema.

De acordo com os achados no artigo de Almeida, Frascaroli e Cunha (2012), o valor ΔCoVaR

Tabela 2 – Ranking do VaR e do ΔCoVaR das ações mais líquidas inseridas na BM&FBovespa para o quantil de 5%

Ações	VaR – q 5%	P-Value	Ações	ΔCoVaR q – 5%	P-Value
R_VALE3	-1.35	0.000	R_VALE3	-1.38	0.000
R_VALE5	-1.33	0.000	R_ABEV3	-1.35	0.000
R_BBDC4	-1.28	0.000	R_BBDC4	-1.35	0.000
R_PETR4	-1.27	0.000	R_VALE5	-1.34	0.000
R_ITUB4	-1.27	0.000	R_BBAS3	-1.32	0.000
R_BBAS3	-1.27	0.000	R_ITAS4	-1.32	0.000
R_ABEV3	-1.25	0.000	R_PETR4	-1.32	0.000
R_ITAS4	-1.24	0.000	R_ITUB4	-1.31	0.000
R_PETR3	-1.20	0.000	R_PETR3	-1.23	0.000

Fonte: Elaboração dos autores (2016).

da ação R_VALE3 foi de -1,64, o que mostra uma aproximação dos valores encontrados, apesar de, no *ranking*, sua posição havia sido 15°. Do ponto de vista do VaR, R_VALE3 ficou em 3° lugar no ranking (duas posições a menos da encontrada neste artigo, porém com um valor mais elevado em relação ao encontrado aqui, com um ΔCoVaR de -4,45).

Já em relação às ações que obtiveram menor risco pelo método do VaR, a ação R_ITSA4 e R_PETR3 apresentaram, respectivamente, -1,24 e -1,20. Esses valores podem ser considerados próximos quando comparados com os achados de Almeida, Frascaroli e Cunha (2012), que encontraram -3,25 e -3,77 para R_PETR3 e R_ITSA4, respectivamente.

Quando a análise é verificada pelo ΔCoVaR , apesar da ação R_PETR3 continuar sendo a última, seu valor tem um pequeno aumento, passando de -1.20 para -1,23. Outra ação que se manteve nas últimas posições foi a R_ITUB4, com contribuição marginal do valor em risco de -1,31. Ao comparar esses valores com o trabalho de Tristão e Portugal (2013), verifica-se que a R_ITUB4 foi de 8,83% (com valor positivo, porém estatisticamente significativo) e no artigo de Almeida, Frascaroli e Cunha (2012) esse valor foi de -1,72, sendo mais próximo do valor encontrado neste trabalho. Outra ação que é passível de comparação, por se tratar

do setor bancário, é a R_BBDC4, que apresentou um ΔCoVaR de 9,84%, bem acima do valor encontrado neste trabalho, que foi de -1,35 e que novamente se aproxima do valor encontrado no artigo de Almeida, Frascaroli e Cunha (2012), apresentando um ΔCoVaR de -1,72.

Ao comparar os resultados com artigos de Almeida, Frascaroli e Cunha (2012) e de Tristão e Portugal (2013), dois trabalhos que analisaram o mesmo mercado, alguns pontos devem ser observados: o portfólio da carteira foi diferente, o período não foi o mesmo e a situação econômica do Brasil vem se agravando desde a publicação do artigo de Almeida, Frascaroli e Cunha em 2012 e de Tristão e Portugal em 2013, o que pode ter influenciado nos resultados.

De modo geral, apesar das pequenas participações percentuais, apresentadas por todas as nove ações e nos dois métodos de mensuração de risco é razoável pensar que, apesar disso, estas são as empresas mais líquidas que apresentaram maior período temporal (mensal), sem interrupções nas negociações no mercado doméstico, podendo provocar efeitos mais persistentes. Além disso, a despeito dessas informações, é possível gerenciar o risco, focando em determinada empresa, uma vez que agora considera-se o valor em risco do sistema condicionado ao valor em risco de determinado papel.

Tabela 3 – Matriz de efeito contágio entre as nove ações mais líquidas inseridas na BM&FBOVESPA, para o quantil de 5%+

ΔCoVaR	R_VALE3	R_ABEV3	R_BBDC4	R_BBAS3	R_ITSA4	R_ITUB4	R_PETR3	R_PETR4	R_VALE5
R_VALE3	1	-1.32	-1.36	-1.30	-1.30	-1.27	-1.27	-1.32	-1.34
R_ABEV3	-1.34	1	-1.31	-1.31	-1.29	-1.27	-1.24	-1.31	-1.29
R_BBDC4	-1.35	-1.35	1	-1.34	-1.29	-1.29	-1.19	-1.26	-1.33
R_BBAS3	-1.38	-1.37	-1.30	1	-1.24	-1.23	-1.21	-1.30	-1.29
R_ITSA4	-1.36	-1.34	-1.31	-1.32	1	-1.28	-1.21	-1.30	-1.35
R_ITUB4	-1.40	-1.37	-1.35	-1.31	-1.34	1	-1.24	-1.31	-1.36
R_PETR3	-1.42	-1.38	-1.32	-1.26	-1.28	-1.27	1	-1.28	-1.31
R_PETR4	-1.44	-1.39	-1.39	-1.37	-1.37	-1.35	-1.25	1	-1.42
R_VALE5	-1.36	-1.33	-1.38	-1.32	-1.33	-1.33	-1.25	-1.37	1

Fonte: Elaboração dos autores (2016).

A Tabela 3 mostra uma análise dinâmica entre as empresas ao mensurar o dano para o valor em risco do papel de uma dada empresa i , vindo da pior perda ocorrida com o papel da empresa j . Neste caso, as empresas organizadas nas linhas foram as variáveis independentes, enquanto nas colunas estão as variáveis dependentes. Isso significa que as variáveis das linhas estão afetando as variáveis da coluna.

Como a análise de cada valor da matriz torna-se complexa, devido às inter-relações existentes, optou-se por analisar as três ações com maior liquidez na BM&FBovespa (Itaú Unibanco; Petrobras; Vale), mencionadas no Quadro 1, e as três empresas com maior participação no índice Bovespa, conforme mostrado no Gráfico 1. De modo geral, as contribuições continuaram próximas, não ultrapassando os 2% de risco que uma ação gera à outra, resultado já esperado devido às análises feitas na estatística descritiva, no VaR e no ΔCoVaR .

De acordo com a Figura 2, a ação R_ITUB4 gerou um efeito contágio maior, principalmente para a ação ordinária da Petrobras (R_PETR4), com -1,35. Por outro lado, a ação R_ITUB4 sofreu maior contágio com a R_VALE3, -1,40.

A empresa Petrobras está representada pelas ações R_PETR3 e R_PETR4, que podem ser verificadas na Figura 3. Com relação à R_PETR3, esta causou mais efeito contágio na ação R_VALE3 (-1,27)

e, coincidentemente⁶, a R_PETR3 foi mais contagiada pela R_VALE3 com -1,42. Já a ação R_PETR4 contagiou mais a R_VALE5 com -1,27, e foi mais contagiada pela ação R_VALE3 com -1,44.

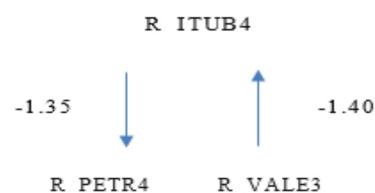


Figura 2 – Efeito contágio da ação R_ITUB4

Fonte: Elaboração dos autores (2016).

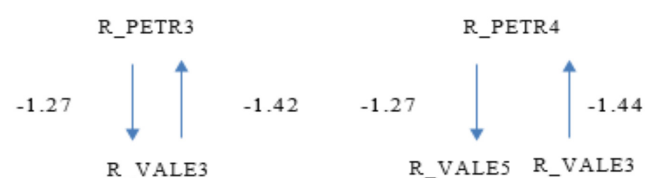


Figura 3 – Efeito contágio das ações da Petrobras (R_PETR3 e R_PETR4)

Fonte: Elaboração dos autores (2016).

A empresa Vale é representada pelas ações R_VALE3 e R_VALE5, como mostra a Figura 4.

⁶ O CoVaR assume que efeitos de contribuições negativas e positivas sobre os retornos das ações negociadas nos mercados não sejam simétricos, isto é, se a ação A afeta a ação B, a ação B não necessariamente afeta na mesma magnitude a ação A.

A R_VALE3 contagiou mais a R_PETR4 (-1,44), e foi mais contagiada pela ação R_BBDC4 com -1,36. Já a ação R_VALE5 gerou mais contágio para a R_PETR4 com -1,42, no entanto, foi mais contagiada pela ação R_BBDC4 (-1,38), ou seja, as duas ações que representam a empresa Vale foram contagiadas pela ação do Bradesco (R_BBDC4).

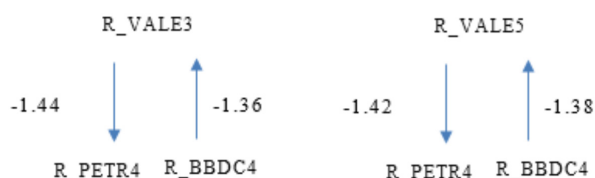


Figura 4 – Efeito contágio das ações da Vale do Rio Doce (R_VALE3 e R_VALE5)

Fonte: Elaboração dos autores (2016).

Diante desses resultados é possível verificar que a ação R_VALE3 foi a que mais gerou contágio para as demais ações analisadas. Ao observar o Quadro 1, verifica-se que essa informação é condizente, pois essa ação é a menos líquida das nove ações averiguadas neste estudo, ratificando a teoria de que quanto menor a liquidez, maior o risco.

5. CONCLUSÃO

Este artigo teve por objetivo avaliar, entre as ações mais líquidas inseridas na Bolsa de Valores de São Paulo – BM&FBovespa, a contribuição marginal do valor em risco de cada ação, por meio das variações nas séries de retornos dos preços mensais das ações, bem como identificar qual(is) ação(ões) conduz(em) e sofre(m) externalidades negativas entre si, por meio da matriz de efeito contágio. A contribuição desse tipo de análise permite pensar que medidas que consigam captar a contribuição marginal do valor em risco por meio do aumento dos movimentos conjuntos, principalmente durante crises econômicas, podem ser vistas como instrumentos de supervisão que servirão não só a uma

regulamentação macroprudencial, como também microprudencial.

Este artigo também propõe uma comparação do método tradicional de avaliação de risco utilizado pelo mercado – VaR – com o CoVaR. Apesar de os estudos sobre risco sistêmico já estarem bastante inseridos nas pesquisas acadêmicas em finanças, a medida CoVaR é considerada relativamente recente, tanto na literatura internacional quanto na literatura nacional, principalmente.

Como resultados principais, observou-se que não existe um segmento que predomine na contribuição marginal para o valor em risco do mercado. A ação que apresentou a maior contribuição marginal para o valor em risco foi a R_VALE3, com -1,38. Quando a análise é sobre efeito contágio, essa mesma ação apresentou um contágio de -1,44. A ação R_PETR3 foi a que apresentou menor contribuição marginal do valor em risco, com -1,23. Já a ação que apresentou maior efeito contágio foi a R_VALE3, com -1,44. Por fim, dado o propósito do VaR, o método CoVaR se mostrou robusto ao conseguir sinalizar a conduta do risco sistêmico, representado inclusive por valores mais altos do que o VaR.

Essas considerações tornam-se importantes, pois, ao identificar os papéis que exercem maiores riscos sistêmicos sobre o mercado acionário, permitem a adoção de mecanismos de proteção e monitoramento de risco, isto é, de medidas macroprudenciais. É o caso, por exemplo, da Petrobras, que passa por um momento de denúncias de corrupção e que pelos resultados mostrados neste artigo indicam que esse período afeta o mercado como um todo, devido a sua representatividade para a economia brasileira.

Além disso, a maioria dos estudos concentra-se no setor financeiro, por considerar que esse é a mola propulsora de uma economia. No entanto, não só este estudo, como outros destacados principalmente na seção “estudos anteriores” revelaram que outros setores da economia geram risco

para a economia como um todo, além de contagiarem significativamente outros setores. Ou seja, uma possível crise sistêmica pode não necessariamente se originar no setor financeiro, o que instiga a preocupação de uma análise setorial mais abrangente e possíveis modificações regulatórias não só no setor financeiro, como é comumente feito. Assim, como sugestões para pesquisas futuras, é válida a ampliação das ações estudadas, bem como a inclusão de variáveis de controle na determinação da contribuição marginal do valor em risco para o

mercado nacional e internacional. Adicionalmente, poderia ser explorada a análise entre setores. Por fim, o método CoVaR não se limita ao estudo dos retornos, podendo ser adaptado a outras variáveis, como a inflação.

Por fim, cabe ressaltar que os resultados aqui apresentados se limitam às ações analisadas. Por isso, não podem ser generalizados, pois representam apenas um recorte da realidade em questão, apesar de essas limitações não invalidarem o estudo.

REFERÊNCIAS

ACHARYA, V. V. et al. Measuring Systemic Risk. *The Review of Financial Studies*, Raleigh, v. 30, n. 1, p. 2-47, 2017.

ACHARYA, V. V.; ENGLE, R.; RICHARDSON, M. Capital shortfall: a new approach to ranking and regulating systemic risk. *American Economic Review*, Pittsburgh, v. 102, n. 3, p. 59-64, 2012.

ADRIAN, T.; BRUNNERMEIER, M. K. CoVaR. *American Economic Review*, Pittsburgh, v. 106, n. 7, p. 1705-1741, 2016.

ALMEIDA, A. T. C.; FRASCAROLI, B. F.; CUNHA, D. R. Medidas de risco e matriz de contágio: uma aplicação do CoVaR para o mercado financeiro brasileiro. *Revista Brasileira de Finanças*, Rio de Janeiro, v. 10, n. 4, p. 551-584, 2012.

AMIHUD, Y.; MENDELSON, H. Asset pricing and the bid-ask spread. *Journal of Financial Economics*, Amsterdam, v. 17, n. 2, p. 223-249, 1986.

ARAÚJO, G. S.; LEÃO, S. Risco sistêmico no mercado bancário brasileiro: uma abordagem pelo método CoVaR. *Trabalhos para Discussão*, Brasília, DF, n. 307, p. 1-21, 2013. Disponível em: <<http://bit.ly/2tJxoQ5>>. Acesso em: 11 jul. 2017.

ARIAS, M.; MENDOZA, J. C.; PÉREZ-REYNA, D. Applying CoVaR to measure systemic market risk: the Colombian case. In: IRVING FISHER COMMITTEE ON CENTRAL BANK STATISTICS, 5., 2010, Basel. *Proceedings...* Basel: Bank for International Settlements, 2011. p. 351-364. Disponível em: <<http://bit.ly/2taX7z3>>. Acesso em: 11 jul. 2017.

BERIKOS, S. D. Contagion, decoupling and the spillover effects of the US financial crisis: evidence from the BRIC markets. *International Review of Financial Analysis*, Amsterdam, v. 33, p. 58-69, 2014.

BERNARD, C.; CZADO, C. Conditional quantiles and tail dependence. *Journal of Multivariate Analysis*, Amsterdam, v. 138, p. 104-126, 2015.

BERNARDI, M.; GAYRAUDI, G.; PETRELLA, L. Bayesian inference for CoVaR. *ArXiv.org*, Ithaca, v. 1306, n. 52, 2013. Disponível em: <<http://bit.ly/2ufn99t>>. Acesso em: 11 jul. 2017.

BESARRIA, C. N. et al. A qualidade das informações prestadas pelas empresas reduz os riscos de investimento? Uma análise empírica para os diferentes níveis de governança corporativa das empresas brasileiras. *RACE: Revista de Administração, Contabilidade e Economia*, Joaçaba, v. 14, n. 1, p. 11-38, 2015.

REFERÊNCIAS

- BIERTH, C.; IRRESBERGER, F.; WEIß, N. F. Systemic risk of insurers around the globe. *Journal of Banking & Finance*, Amsterdam, v. 55, p. 232-245, 2015.
- BLANK, F. F. et al. CAPM condicional: betas variantes no tempo no mercado brasileiro. *Revista Brasileira de Finanças*, Rio de Janeiro, v. 12, n. 2, p. 163-199, 2014.
- BM&FBOVESPA. *Dados históricos*. São Paulo, 2007. Disponível em: <http://www.bmfbovespa.com.br/pt_br/index.htm>. Acesso em: 30 dez. 2015.
- BROWNLEES, C. T.; ENGLE, R. F. SRISK: A Conditional Capital Shortfall Measure of Systemic Risk. *The Review of Financial Studies*, Raleigh, v. 30, n. 1, p. 48-79, 2017.
- CARHART, M. M. On persistence in mutual fund performance. *Journal of Finance*, Hoboken, v. 52, n. 1, p. 57-82, 1997.
- CASTRO, C.; FERRARI, S. Measuring and testing for the systemically important financial institutions. *Journal of Empirical Finance*, Amsterdam, v. 25, p. 1-14, 2014.
- CHAN-LAU, J. A. et al. Assessing the systemic implications of financial linkages. *IMF Global Financial Stability Report*, v. 2, 2009. Disponível em: <<http://bit.ly/2u5LzS9>>. Acesso em: 11 jul. 2017.
- DARRAT, A. F.; BENKATO, O. M. Interdependence and volatility spillovers under market liberalization: the case of Istanbul stock exchange. *Journal of Business, Finance & Accounting*, Hoboken, v. 30, n. 7-8, p. 1089-1114, 2003.
- DRAKOS, A. A.; KOURETAS, G. P. Bank ownership, financial segments and the measurement of systemic risk: an application of CoVaR. *International Review of Economics & Finance*, Amsterdam, v. 40, p. 127-140, 2015.
- FAMA, E. F.; FRENCH, K. R. Common risk factors in the returns on stocks and bonds. *Journal of Financial Economics*, Amsterdam, v. 33, n. 1, p. 3-56, 1993.
- _____. The capital asset pricing model: theory and evidence. *Journal of Economic Perspectives*, Pittsburgh, v. 18, n. 3, p. 25-46, 2004.
- _____. A five-factor asset pricing model. *Journal of Financial Economics*, Amsterdam, v. 116, n. 1, p. 1-22, 2015.
- FARIA, L. E. C. T. et al. Analysis of the use of a four-factor model as a tool to help manage portfolios based on the IBrX. *Brazilian Business Review*, Vitória, v. 8, n. 4, p. 67-88, 2011.
- GILENKO, E.; FEDOROVA, E. Internal and external spillover effects for the BRIC countries: multivariate GARCH-in-mean approach. *Research in International Business and Finance*, Amsterdam, v. 31, p. 32-45, 2014.
- GIRARDI, G.; ERGÜN, A. T. Systemic risk measurement: multivariate GARCH estimation of CoVaR. *Journal of Banking & Finance*, Amsterdam, v. 37, n. 8, p. 3169-3180, 2013.
- HAO, L.; NAIMAN, D. Q. *Quantile regression*. v. 149. Thousand Oaks: Sage, 2007. (Série Quantitative Applications in the Social Sciences).
- HAUTSCH, N.; SCHAUMBURG, J.; SCHIENLE, M. Financial network systemic risk contributions. *Review of Finance*, Oxford, v. 19, n. 2 p. 1-54, 2014.
- JACOBS, H. What explains the dynamics of 100 anomalies? *Journal of Banking & Finance*, Amsterdam, v. 57, p. 65-85, 2015.
- JORION, P. *Value at risk: the new benchmark for managing financial risk*. 3. ed. New York: McGraw-Hill, 2006.

REFERÊNCIAS

- KLEINOW, J.; HORSCH, A.; GARCIA-MOLINA, M. Factors driving systemic risk of banks in Latin America. *Journal of Economics and Finance*, New York, v. 41, n. 2, p. 211-234, 2017.
- KOENKER, R. *Quantile regression*. v. 38. New York: Cambridge University Press, 2005. (Série Econometric Society Monographs).
- KUPIEC, P.; GÜNTAY, L. Testing for systemic risk using stock returns. *Journal of Financial Services Research*, New York, v. 49, n. 2-3, p. 203-227, 2016.
- LAURA, M. R.; FAHAD, N. U. The classical approaches to testing the unconditional CAPM: UK evidence. *International Journal of Economics and Finance*, Toronto, v. 9, n. 3, p. 220-232, 2017.
- LIMA, L. R.; NÉRI, B. P. Comparing value-at-risk methodologies. *Brazilian Review of Econometrics*, Rio de Janeiro, v. 27, n. 1, p. 1-25, 2007.
- LINTNER, J. The valuation of risk assets and the selection of risk investments in stock portfolios and capital budgets. *Review of Economics and Statistics*, Cambridge, MA, v. 47, n. 1, p. 13-37, 1965.
- LÓPEZ-ESPINOSA, G. et al. Short-term wholesale funding and systemic risk: a global CoVaR approach. *Journal of Banking & Finance*, Amsterdam, v. 36, n. 12, p. 3150-3162, 2012.
- _____. Systemic risk and asymmetric responses in the financial industry. *Journal of Banking & Finance*, Amsterdam, v. 58, p. 471-485, 2015.
- MACHADO, M. A. V.; MACHADO, M. R. Liquidity and asset pricing: evidence from the Brazilian market. *Brazilian Business Review*, Vitória, v. 11, n. 1, p. 69-89, 2014.
- MARKOWITZ, H. Portfolio selection. *The Journal of Finance*, v. 7, n. 1, p. 77-91, 1952.
- MATOS, P. R. F.; LINHARES, F. C.; SYLVESTRE, G. Z. Analysis of the non-linear effect of net equity in the pricing of stock investment funds. *Brazilian Business Review*, Vitória, v. 9, n. 4, p. 1-26, 2012.
- MAZZEU, J. H. G.; SANTOS, A. A. P.; COSTA JUNIOR, N. C. A. CAPM condicional com aprendizagem aplicado ao mercado de ações brasileiro. *Revista de Administração Mackenzie*, São Paulo, v. 14, n. 1, p. 143-175, 2013.
- MORGAN, J. P.; REUTERS. *RiskMetrics: Technical Document*. New York: J. P. Morgan, 1996.
- MOSSIN, J. Equilibrium in a capital asset market. *Econometrica*, New York, v. 34, n. 4, p. 768-783, 1966.
- NEAIME, S. The global financial crisis, financial linkages and correlations in returns and volatilities in emerging MENA stock markets. *Emerging Markets Review*, Amsterdam, v. 13, n. 3, p. 268-282, 2012.
- REBOREDO, J. C.; UGOLINI, A. Systemic risk in European sovereign debt markets: a CoVaR-copula approach. *Journal of International Money and Finance*, Amsterdam, v. 51, p. 214-244, 2015.
- REJEB, A. B.; ARFAOUI, M. Financial market interdependencies: a quantile regression analysis of volatility spillover. *Research in International Business and Finance*, Amsterdam, v. 36, p. 140-157, 2016.
- PEREIRA, P. L. V.; SANTOS, R. P. S. Modelando contágio financeiro através de cópulas. *Revista Brasileira de Finanças*, Rio de Janeiro, v. 9, n. 3, p. 335-363, 2011.

REFERÊNCIAS

SEDUNOV, J. What is the systemic risk exposure of financial institutions? *Journal of Finance Stability*, Amsterdam, v. 24, p. 71-87, 2016.

SHARPE, W. F. Capital assets prices: a theory of market equilibrium under conditions of risk. *Journal of Finance*, Hoboken, v. 19, n. 3, p. 425-442, 1964.

SHIMIZU, K. Systemic risk and crisis management: a CoVaR approach. *SSRN*, Amsterdam, 20 mar. 2015.

Disponível em: <<http://bit.ly/2sNzwVu>>. Acesso em: 11 jul. 2017.

TRISTÃO, D. S.; PORTUGAL, M. S. *CoVaR como medida de contribuição ao risco sistêmico aplicado às instituições do sistema financeiro brasileiro*. In: ENCONTRO BRASILEIRO DE FINANÇAS, 13., 2013, Rio de Janeiro. Anais... Rio de Janeiro: Fundação Getulio Vargas, 2013.

VENDRAME, V.; TUCKER, J.; GUERMAT, C. Some extensions of the CAPM for individual assets. *International Review of Financial Analysis*, Amsterdam, v. 44, p. 78-85, 2016.