

**UNIVERSIDADE FEDERAL DO RIO GRANDE DO SUL  
ESCOLA DE ADMINISTRAÇÃO  
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ADMINISTRAÇÃO**

**Diego Santana Tristão**

**CoVaR como Medida de Contribuição ao Risco Sistêmico, Aplicado às Instituições do  
Sistema Financeiro Brasileiro**

**Porto Alegre  
2013**

**Diego Santana Tristão**

**CoVaR como Medida de Contribuição ao Risco Sistêmico, Aplicado às Instituições do Sistema Financeiro Brasileiro**

**Dissertação de Mestrado apresentada ao programa de Pós-Graduação em Administração da Universidade Federal do Rio Grande do Sul, como requisito parcial para a obtenção do título de Mestre em Administração.**

**Orientador: Pr. Dr. Marcelo Savino Portugal**

**Porto Alegre  
2013**

**Diego Santana Tristão**

**CoVaR como Medida de Contribuição ao Risco Sistêmico, Aplicado às Instituições do Sistema Financeiro Brasileiro**

**Dissertação de Mestrado apresentada ao programa de Pós-Graduação em Administração da Universidade Federal do Rio Grande do Sul, como requisito parcial para a obtenção do título de Mestre em Administração.**

**Orientador: Pr. Dr. Marcelo Savino Portugal**

Conceito Final:

**BANCA EXAMINADORA**

---

**Prof. Dr. Flávio Augusto Ziegelmann – Universidade Federal do Rio Grande do Sul**

---

**Prof. Dr. João Frois Caldeira – Universidade Federal do Rio Grande do Sul**

---

**Prof. Dr. Igor Alexandre Clemente Moraes – Universidade do Vale do Rio dos Sinos**

---

**Orientador - Prof. Dr. Marcelo Savino Portugal – Universidade Federal do Rio Grande do Sul**

## **AGRADECIMENTOS**

Agradeço ao Conselho Nacional de Desenvolvimento Científico e Tecnológico (CNPq) pelo apoio financeiro que me permitiu dedicar mais tempo ao curso.

Ao Prof. Dr. Marcelo Savino Portugal pelo direcionamento da pesquisa feita neste trabalho.

Aos colegas do curso de graduação e de mestrado que tornaram as horas de estudo mais proveitosas devido ao ambiente de ajuda mútua.

Ao amigo Maurício Ronsoni pelo fornecimento de muitos dados do mercado financeiro que alimentaram este trabalho.

Aos meus pais pelo apoio, Luciana Gonçalves Teixeira pela paciência e compreensão, e principalmente, ao meu irmão Tiago Santana Tristão por toda ajuda e companheirismo durante o curso.

## RESUMO

O objetivo principal deste artigo é estimar a contribuição dos bancos no mercado financeiro brasileiro ao risco sistêmico utilizando a metodologia proposta por Adrian e Brunnermeier (2011). Esta aplicação é relevante do ponto de vista de avaliação da regulação vigente, e na verificação dos padrões de risco vigentes mercado nacional. Entre os resultados encontrados, destacam-se três pontos distintos: (a) há uma grande divergência nos patamares de risco entre os períodos de baixa e alta estabilidade monetária; (b) a relação entre tamanho e risco gerado pelas instituições financeiras é não linear; e (c) assim como visto em trabalhos aplicados a outros países, o *Value at Risk* nem sempre acompanha a contribuição de um banco ao risco sistêmico, colocando em xeque as métricas da regulação vigente.

**Palavras-chave:** CoVaR, risco sistêmico, *value at risk*, regulação bancária.

## **ABSTRACT**

*The main goal this of this paper is estimate the systemic risk contribution of the banks in the Brazilian financial markets, using the CoVaR methodology proposal in Adrian and Brunnermeier (2011). This application is relevant from the point of view of the effective regulation, and the examination of the patterns of the national market risk. Among the obtained results, stand out are three distinctive points: (a) there is a huge difference in levels of risk between poor and high stability environments; (b) the relationship between size and risk generated by financial institutions is not linear; and (c) as seen in previous works applied in others countries, the Value at Risk does not always follow the bank risk contribution to systemic risk, jeopardizing the metrics of the effective regulation.*

**Keywords:** CoVaR, systemic risk, value at risk, banking regulation.

## LISTA DE ILUSTRAÇÕES

Figura 1- Histograma dos retornos de um ativo .....	<b>Erro! Indicador não definido.</b>
Figura 2- VIX, em pontos.....	33
Figura 3- Ibovespa, retorno semanal .....	34
Figura 4 - $[\Delta\text{CoVaR}]_t$ das 17 instituições financeiras.....	50
Figura 5- $[\Delta\text{CoVaR}]_t$ das 12 instituições financeiras.....	50
Figura 6 - $[\Delta\text{CoVaR}]_t$ versus índices .....	53
Figura 7 - $[\Delta\text{CoVaR}]_t$ versus Tamanho e VaR, nove bancos .....	54

## LISTA DE TABELAS

Tabela 1- Estatísticas Resumo, Variáveis de Estado .....	34
Tabela 2 - $\Delta$ CoVaR dos subgrupos.....	37
Tabela 3- $\Delta$ CoVaR dos maiores bancos privados e públicos .....	38
Tabela 4- $\Delta$ CoVaR dos maiores bancos privados e públicos, redefinição de sistema ...	39
Tabela 5- $\Delta$ CoVaR dos maiores bancos privados, repete dados .....	40
Tabela 6 - $\Delta$ CoVaR dos bancos privados, pré-Plano Real .....	41
Tabela 7- $\Delta$ CoVaR dos bancos privados, pós-Plano Real.....	42
Tabela 8 - Média dos índices dos 12 bancos selecionados.....	51



## SUMÁRIO

INTRODUÇÃO.....	9
2. REVISÃO DA LITERATURA.....	12
2.1 VALUE AT RISK.....	15
2.1.1 ABORDAGEM ESTATÍSTICA PARA O VALUE AT RISK.....	17
2.1.2 O CÁLCULO DO VaR, MEDINDO O RISCO INDIVIDUAL.....	18
2.2 RISCO SISTÊMICO.....	23
3. METODOLOGIA.....	28
3.1 CoVaR ESTÁTICO.....	30
3.2 CoVaR ESTADO DEPENDENTE.....	30
3.3 VARIÁVEIS DE ESTADO ASSOCIADAS AO CoVaRt.....	32
3.4 DADOS.....	35
4. CoVaR INVARIANTE NO TEMPO.....	36
5. CoVaR COM VARIÁVEIS DE ESTADO.....	49
6. CONCLUSÃO.....	57
ANEXOS.....	63
A.1 REGRESSÃO VIX CONTRA VXO.....	63

## INTRODUÇÃO

As crises financeiras, por natureza, são caracterizadas por afetar muitas instituições financeiras ao mesmo tempo, e geralmente são propagadas por contágio. No cerne da regulação bancária está a preocupação de que grandes crises sistêmicas geram custos econômicos e sociais muito severos, o que nos leva muitos pesquisadores a dedicar-se ao estudo do fenômeno de contágio entre as instituições. Após a crise financeira norte-americana, desencadeada pela quebra do banco Lehman Brothers em setembro de 2008, questões de regulação bancária tornaram-se mais latentes, e devido à tendência do mercado financeiro cada vez mais globalizado, crises econômicas/financeiras raramente são um fato isolado em um certo país, expandindo-se para mercados externos. Portanto, é amplamente aceita a ideia de que uma regulação prudencial deve prezar pela estabilidade sistêmica, ou seja, analisar as instituições não individualmente, mas como parte de um sistema financeiro global.

A medida de risco mais comumente utilizada pelas instituições financeiras e órgãos reguladores é o *Value at Risk* (VaR), entretanto, tal medida capta apenas o risco individual de cada instituição, já que  $q\%$  - VaR indica a perda máxima obtida com  $q\%$  - intervalo de confiança de um dado agente econômico. Entretanto, uma medida individual de risco não é capaz de fornecer informações sobre a saúde do sistema financeiro como um todo. Quando uma instituição financeira apresenta problemas de solvência, outras instituições podem ser afetadas, mesmo que seus *VaR* sejam independentes. Assim, a utilização de modelos que possam nos dar informações sobre quanto cada instituição afeta a estabilidade do sistema financeiro como um todo é de grande relevância tanto para o desenho de medidas prudenciais de regulação bancária, quanto para as próprias instituições acompanharem seu nível de conectividade com cada participante do mercado visando otimizar a estratégia de alocação de recursos e exposição.

Nesse sentido muitos estudos têm sido feitos com o intuito de desenvolver modelos que captem bem a relação entre o risco individual - risco não sistêmico - e o risco global do sistema - risco sistêmico. Acharya *et. al* (2010) propõe o *Systemic Expected Shortfall* (SES), ou *Marginal Expected Shortfall* (MES), como medida de risco sistêmico, com base na probabilidade esperada. Seus resultados empíricos

corroboram o resultado do *Supervisory Capital Assessment Program* (SCAP)<sup>1</sup>. Seguindo a ideia de risco sistêmico ligado a MES, Brownlees e Engle (2011), utilizam um modelo GARCH bivariado com estimação não-paramétrica para as caudas da distribuição e correlação condicional dinâmica. Ainda, Huang, Zhou, e Zhu (2011) propõe um indicador chamado *distress insurance premium* (DIP), medido pelo prêmio de seguro contra um *systemic financial distress*, desse modo, são utilizados os valores de *credit default swap* (CDS) para a mensuração. E, na esteira destes estudos, o trabalho de Adrian e Brunnermeier (2011) ganha relevância por desenvolver uma medida chamada *Conditional Value at Risk*<sup>2</sup> (CoVaR), que ancora-se no conceito de *quantile regression*, originalmente proposto por Koenker e Bassett (1978), e utiliza-se de dados públicos, ou seja, facilmente obtidos, o que torna a métrica amplamente aplicável.

Este trabalho possui como objetivo principal mensurar o risco sistêmico gerado pelas instituições financeiras do Brasil via metodologia CoVaR, Adrian e Brunnermeier (2011). O propósito é a estimação do *Value at Risk* do sistema condicional a cada instituição, obtendo-se assim, qual a parcela de contribuição de cada instituição no VaR do sistema financeiro como um todo. A estimação é feita com um modelo estático e com um modelo dinâmico, assim espera-se avaliar, por um lado, o comportamento da contribuição sistêmica dos bancos no Brasil, e por outro, como variáveis comumente conhecidas como indicadores de risco realmente se comportam em relação ao risco sistêmico gerado. Além disso, uma inovação que esta pesquisa traz é a utilização de *cubic splines* na derivação de *proxys* para a expectativa de mercado quanto às demonstrações financeiras dos bancos. Almeida, Frascaroli, e Cunha (2012) aplicam a metodologia CoVaR para ações negociadas no mercado de capitais brasileiro, porém, este trabalho se diferencia ao tratar exclusivamente de instituições financeiras, e avaliar não somente o valor de mercado, mas também para variáveis de estado para cada banco analisado. Ademais, o presente estudo se preocupa com a discussão sobre a capacidade de avaliação da métrica na regulação vigente, ou seja, recomendações do Acordo de Basiléia. De maneira geral, os resultados indicam que ambientes de baixa estabilidade monetária são propensos a maiores níveis de risco sistêmico, e o risco sistêmico gerado por uma instituição não está totalmente atrelado ao tamanho dos seus ativos. Além

---

<sup>1</sup> *Stress test* desenvolvido pelo *Federal Reserve*, com o intuito de verificar a capacidade dos bancos nos Estados Unidos de suportar perdas, publicado em 7 de maio de 2009 <Disponível em: <http://www.federalreserve.gov/newsevents/press/bcreg/bcreg20090507a1.pdf>>

<sup>2</sup> Segundo o trabalho de Adrian e Brunnermeier (2011) o prefixo “Co” indica *conditional*, *contagion*, ou *comovement*. Qualquer um dos três termos são igualmente apropriados. Por simplicidade este trabalho adota apenas o termo *conditional* para se referir ao CoVaR.

disso, as *proxies* geradas por *cubic splines* mostraram-se como bons instrumentos para as estimações.

O estudo é organizado como segue. O segundo capítulo descreve a estimação e especificação do modelo aplicado, bem como detalhes dos dados utilizados. O terceiro expõe o método e faz uma descrição dos dados utilizados na pesquisa. No quarto e quinto capítulos são apresentados os produtos das estimações estática e dinâmica, respectivamente, acompanhados de discussões sobre os resultados encontrados. Por fim, o sexto capítulo faz uma síntese conclusiva do artigo.

## 2. REVISÃO DA LITERATURA

Antes de avançar para a discussão dos trabalhos que desenvolvem modelos para cálculo do risco sistêmico, é importante fundamentar as diferenças entre risco individual e risco sistêmico.

A análise de risco compreende o risco individual, que está ligado ao risco de perda de cada instituição pertencente ao sistema financeiro, e o risco sistêmico que condiz com o risco do sistema financeiro como um todo<sup>3</sup>.

A literatura sobre risco sistêmico é bastante extensa e se desenvolveu, principalmente, durante a segunda metade da década de 1990 e início de 2000, provavelmente devido a muitas crises de contágio que afetaram países emergentes, tais como a crise do México em 1994, Ásia em 1997, da Rússia em 1998, e do Brasil em 1999. Entretanto, nosso maior interesse reside em pontuar o significado e abrangência do termo risco sistêmico, e não se debruçar sobre quais as vias de contágio, desse modo, uma boa parte de trabalhos do segundo tipo não serão citados. Para mais detalhes ver, Bae, Karolyi, e Stulz (2003), calculam o contágio via volatilidade condicional dos retornos das ações listadas em bolsas de valores; Morris (2000) define contágio com base na interação entre indivíduos de acordo com uma escolha ótima; Furfine (2003) testa o impacto do contágio em falências bancárias; Upper e Worms (2004) calculam o perigo de contágio para o sistema bancário alemão; Allen e Gale (2000) analisam o processo de contágio através das diferenças institucionais entre as regiões; Angeline, Maresca e Russo (1996) analisam o risco sistêmico por trás do sistema de compensação bancária dos Estados Unidos; Hartmann, Straetmans, e Vries (2000) utilizam uma abordagem não paramétrica para avaliar as correlações entre o mercado de ações e títulos públicos, e ainda seu correspondente *national linkages*; Agénor et al (1999) analisam as causas e consequências do contágio da crise da Ásia de 1997; Aharony e Swary (1983) estudam as três maiores falências de instituições financeiras na história dos Estados Unidos apontando os efeitos de contágio; Frankel e Schumukler (1998) focam na explicação de como as crises via contágio afetam o leste da Ásia e a América Latina; Aghion, Bolton e Dewatripont (1999) avaliam alguns pontos de regulação

---

<sup>3</sup> Do ponto de vista da teoria de portfólio, esses dois tipos de risco equivalem ao risco diversificável e o risco não diversificável.

através de um modelo próprio; e Moussa (2011) que encontra indícios de que o risco de *default* por contágio é significativo no sistema financeiro brasileiro.

No que diz respeito estritamente a risco sistêmico, a literatura aponta para, pelo menos, três conceitos diversos sobre tal tipo de risco. Segundo Mishkin (1995), risco sistêmico pode ser traduzido como a probabilidade de um profundo, anormal e não esperado evento que interrompe a informação nos mercados financeiros, tornando-os pouco aptos a funcionar efetivamente como canal de fundos entre as partes, com alocação em oportunidades de investimento mais produtivas. Nessa definição, não é claro como ocorre a transmissão dos efeitos para unidades individuais, e nem quais unidades são afetadas. Bartholomew e Whalen (1995) compartilham desta definição constatando que risco sistêmico se refere a um grande choque ou um *macroshock*, que produz quase que simultaneamente grandes efeitos adversos em muitos agentes ou em toda a economia doméstica ou sistema.

Outra abordagem vê risco sistêmico com foco no *spillover* de um choque externo inicial, mas não envolve causa direta e depende de concepções mais fracas e indiretas. Essa definição geralmente é definida como “*common shock*”, conforme Kaufman e Scott (2003). A idéia por trás dessa definição é que como as causas e a magnitude do choque exógeno não é disponível instantaneamente, os agentes possuem custos – tempo e recursos – para auferir tais informações. Como muitos dos participantes do mercado são avessos ao risco, eles rapidamente transferem seus fundos, pelo menos temporariamente, para ativos com menores riscos, vistos como mais seguros. Ou seja, em períodos de grande incerteza, há uma tendência a ajustes de portfólio que se configura como *flight to quality*, a qual se reflete, por exemplo, em um aumento da demanda por títulos do governo, empurrando para cima o custo de capital do setor empresarial. Se este movimento se prolongar, isto pode levar a uma queda no investimento, tornando a economia mais lenta. Neste caso, o contágio via *common shock* é indiscriminado, pois afeta potencialmente mais ou menos o universo inteiro do sistema, e refletindo em perdas para todos os agentes. Assim, pouco importa que a instituição A mantem-se saudável enquanto a instituição B está insolvente quando os participantes do mercado não possuem tal informação, ou, até certo ponto ela é muito custosa. De um modo mais geral, o comportamento de manada dos indivíduos é consequência da carência de informações privadas.

Outra definição comumente utilizada é compartilhada pelo *Federal Reserve* (Fed) e está enraizada no sistema de pagamentos, conforme consta no documento *Policy*

*Statement on Payments System Risk*, no Board of Governors of the Federal Reserve System (2001). Nesta definição, risco sistêmico pode ocorrer quando uma instituição participante de uma rede privada de pagamentos seja incapaz ou não queira pagar sua posição líquida, se uma falha dessas ocorre, os credores de tal instituição podem também não ser capazes de honrar outras contrapartes que tiverem, mesmo que não estejam em rede privada, e neste caso se espalharia para instituições que fazem parte da economia não financeira em geral. Em outras palavras, Kaufman (1995), que segue o mesmo conceito, define risco sistêmico como a probabilidade de que as perdas acumuladas sejam acrescidas de um acontecimento que põe em movimento uma série de perdas sucessivas ao longo de uma cadeia de instituições ou mercados que compõe um sistema, ou seja, o risco sistêmico é o risco de uma reação em cadeia de queda de “dominós interligados”.

O *Bank for International Settlements* (BIS) segue o mesmo princípio e define risco sistêmico no *Annual Report* de 1994 como:

“It is systemic risk, namely the risk that the failure of a participant to meet its contractual obligations may in turn cause other participants to default, with the chain reaction leading to broader financial difficulties.” (BIS, 1994, p. 177)

Este tipo de definição enfatiza correlação e causa, e requer a existência de conexões diretas entre as instituições e os mercados, e é nesse sentido que se diferencia da definição *common shock*. Os conceitos do Fed e *common shock* são mais vinculados à microestrutura do que o apresentado por Mishkin (1995), mas os dois primeiros possuem uma diferença muito sutil, pois torna-se difícil mensurar até que ponto a *lack* de informações sobre cada instituição passa a ser relevante e qual, exatamente, é o fato gerador da crise financeira.

Bandt e Hartmann (2000) dividem as definições de risco sistêmico presentes na literatura de acordo com o entendimento de cada uma delas sobre o conceito de evento sistêmico, tipo de choque inicial, método como o choque se propaga, e tamanho do impacto. A explicação sobre propagação e tipo de choque inicial não é o foco deste estudo, portanto, tal subdivisão não será abordada.

A estimação que será feita neste trabalho está focada no risco sistêmico do tipo *common stock*, uma vez que não estaremos preocupados apenas com a questão de capacidade de liquidação bancária, e nem com o fato gerador em si da crise sistêmica. O

que nos interessa é o *Value-at-Risk* do sistema calculado com variáveis macro, das quais não podemos separar variações de preços de ativos negociados nos mercados financeiros e as operações de liquidação de cada instituição. Em outras palavras, o método utilizado neste estudo não irá recorrer apenas a dados do sistema de liquidação bancária - utilizará apenas informações públicas. A ideia não é expressar o risco do sistema como uma probabilidade de falta de pagamento por parte de um agente do mercado que ocasionaria outras faltas desse tipo, mas mostrar como a saúde do sistema responde a uma crise de credibilidade de algum dos agentes bancários. Por “saúde financeira”, entende-se, para o propósito desse trabalho, um ambiente no qual uma instituição financeira participante do mercado não apresenta problemas de fundamento, ou seja, é solvente no curto e longo prazo, e é capaz de passar credibilidade para o restante dos agentes econômicos. É importante destacar a credibilidade como um fator isolado, pois, nem sempre acompanha a solvência da instituição. Uma vez que possa haver assimetrias informacionais, já que admite-se que a informação possuiu um custo não negativo, mesmo que um participante do mercado esteja em condições de honrar com todos os seus compromissos, há a possibilidade de que alguns agentes econômicos não tenham tal informação e passem a duvidar da capacidade de liquidação. Então, isto evidencia que o risco sistêmico pode ser visto como uma função da efetiva capacidade de liquidação e da credibilidade de cada instituição dentro do sistema financeiro.

## 2.1 VALUE AT RISK

Após apresentar algumas definições de risco sistêmico utilizadas na literatura e pontuar a que melhor se adequa à presente pesquisa, é relevante definir o conceito de *Value-at-Risk*, que forma a base do estudo tendo em mente as características das séries financeiras.

As instituições financeiras por todo o mundo vem devotando substancial esforço, há muitos anos, em desenvolver um ambiente no qual a informação financeira possa transitar com relativa facilidade e rapidez. Nesse contexto, a mensuração do risco de acordo com um procedimento amplamente aceito e confiável possui um papel relevante. Segundo Jorion (2001), o surgimento de mercados com alta liquidez de derivativos<sup>4</sup> e

---

<sup>4</sup> Um instrumento derivativo é um contrato no qual seu valor é baseado na performance de um ativo financeiro subjacente, índice, ou outro investimento.



títulos securitizados<sup>5</sup>, operações bancárias cada vez mais complexas, e decrescente custo na transição de fluxos financeiros entre diferentes países, trouxeram uma nova característica para os ativos transacionáveis: a alta volatilidade, principalmente nas taxas de câmbio, taxas de juros, e preços de *commodities*. Por sua vez, isto tem criado uma necessidade de novos instrumentos financeiros e ferramentas analíticas para o gerenciamento de risco. Gerenciamento de risco financeiro refere-se ao desenho e implementação de procedimentos que visam controlar o risco financeiro. Nesse contexto, o avanço da teoria financeira e do equipamento físico – computadores capazes de lidar com cálculos não triviais e com grande base de dados – têm se traduzido no desenvolvimento de inúmeras técnicas, cada vez mais acuradas, para a análise de risco.

Da crescente necessidade de controlar o risco tomado, as instituições passaram a desenvolver medidas que fossem capazes de fornecer, pelo menos, uma indicação de quão arriscada são as posições tomadas em seus negócios. O *RiskMetrics*, sistema de risco que se estabeleceu como *benchmark*, surgiu em 1989 como uma medida de risco utilizada como rotina no banco J.P. Morgan. Inicialmente baseava-se na perda potencial de cada setor do banco durante as próximas 24 horas. Após uma consolidação de uma única medida para toda a instituição, o resultado foi a criação do *Value-at-Risk*.

Formalmente, o *Value at Risk* é um método de avaliação de risco que mede a pior perda esperada ao longo de um horizonte de tempo estipulado, sob condições normais de mercado em um determinado nível de confiança. Portanto, o VaR fornece uma medida resumo de risco de mercado, de fácil entendimento e sem precisar recorrer a cálculos complexos. Tal método foi desenvolvido para lidar com um aspecto do risco financeiro, o risco de mercado. Entretanto, temos que ter em mente que existem outros aspectos referentes a risco financeiro. Conforme Jorion (2001) cita, geralmente risco financeiro é classificado em diferentes categorias, tais como: risco de crédito, risco de liquidez, risco de mercado, risco operacional, e algumas vezes em risco legal. Mesmo assim, esses diferentes tipos de risco podem interagir entre si.

Mollica (1999) caracteriza tais tipos de risco, de modo que:

- (i) Risco de crédito: advém de perdas decorrentes da contraparte, em uma operação, ser incapaz de honrar os pagamentos previamente acordados.

---

<sup>5</sup> Processo de agregar instrumentos de débito em uma reserva, e então emitir novos títulos apoiados pela reserva.

- (ii) Risco de liquidez: refere-se ao custo de liquidação de posições relevantes frente ao tamanho do mercado, ou seja, está vinculado ao prêmio pago a um outro agente econômico para que realize a operação inversa.
- (iii) Risco de mercado: risco de perdas relacionadas aos movimentos nos preços dos ativos.
- (iv) Risco operacional: remete a erros dos sistemas internos das empresas ou pessoas que participam do mercado – geralmente atrelado a um problema de funcionamento de um software ou mesmo um erro manual na contratação de alguma operação.
- (v) Risco legal: está vinculado à probabilidade de que a contraparte não cumpra todos os itens de um contrato pré-estabelecido.

### 2.1.1 ABORDAGEM ESTATÍSTICA PARA O VALUE AT RISK

A mensuração do VaR, apesar de intuitivamente simples, possui complicadores em razão do comportamento das séries de preços de ativos financeiros. Os trabalhos de Mandelbrot (1963) e Fama (1965) pontuam que a mudança nos preços dos ativos financeiros tendem a não ser independentes através do tempo, mas comportam-se alternando momentos de tranquilidade com momentos de turbulência, ainda, a distribuição incondicional das variações nos preços é leptocúrtica. Portanto, retornos financeiros não exibem propriedades estatísticas padrão. Mais especificamente, conforme apontado por Kuester, Mittnik, e Paoletta (2006), não são independentes e identicamente distribuídos. Tais características, em geral, são refletidas por três fatos estilizados, são eles: *volatility clustering*, *substantial kurtosis*, e *skewness of the returns*.

- (i) *Volatility clustering*: os dados apresentam autocorrelação entre o quadrado dos retornos, ou seja, choques no momento  $t$  influenciam a volatilidade em períodos posteriores,  $t+1$ ,  $t+2$ , ...,  $t+n$ . Assim a variação nos preços apresenta persistência, de certo modo, é como se a volatilidade fosse “carregada” para períodos futuros.
- (ii) *Substantial kurtosis*: a distribuição não condicional dos retornos tende a ser leptocúrtica, o que implica que eventos extremos são mais recorrentes

do que seriam em uma distribuição normal padrão. De outra forma pode-se dizer que a distribuição possui caudas largas, e conforme Ziegelmann (2002), caudas pesadas estão ligadas à existência de autocorrelação entre o quadrado dos retornos<sup>6</sup>. A explicação é que toda vez que um alto retorno absoluto aparece, existe alta probabilidade de o próximo retorno também ser alto em valor absoluto, e isso leva a excessos de valores absolutos na série.

- (iii) *Skewness*: a volatilidade tende a ser negativamente relacionada ao retorno dos ativos, portanto, a média dos retornos diverge da neutralidade, para mais detalhes sobre o comportamento assimétrico dos retornos ver Alles (2004).

Desse modo, métodos comumente utilizados, baseados nos pressupostos de variáveis aleatórias independentes e identicamente distribuídas (iid) e normalidade, não fornecem estimativas bem fundamentadas, o que levou ao desenvolvimento de diversos métodos de cálculo do VaR. Resumidamente, o VaR descreve o quantil da distribuição projetada de ganhos e perdas sob um horizonte alvo.

## 2.1.2 O CÁLCULO DO VaR, MEDINDO O RISCO INDIVIDUAL

Do ponto de vista do método de cálculo, o VaR pode ser mensurado sob diferentes abordagens. Jorion (2009) descreve os três métodos mais simples de cálculo para o VaR, são eles: Delta-Normal, Simulação Histórica, e Simulação de Monte Carlo.

### 2.1.2.1 Delta-Normal

O método delta-normal é o mais simples, e implica fortes restrições ao comportamento dos dados. Para tal, assume-se que as exposições do portfólio são lineares e os fatores de risco são normalmente distribuídos. Como o retorno do portfólio é composto por uma combinação linear de variáveis normalmente distribuídas, é possível especificar a distribuição dos retornos com dois parâmetros apenas: média e

---

<sup>6</sup> O autor também afirma que em geral, os retornos originais não são autocorrelacionados.

variância. Considerando  $y$  como o retorno de uma ativo específico, temos que  $y \sim N(0, \sigma^2)$ . Assim, o *Value at Risk* pode ser obtido da seguinte forma:

$$VaR = C_V \sigma P$$

onde  $C_V$  é o valor crítico a um dado nível de significância,  $\sigma$  é o desvio padrão, e  $P$  é o valor de mercado do ativo.

Apesar de a hipótese de normalidade não condizer com os fatos estilizados, conforme visto anteriormente, essa suposição possibilita uma simples extensão para o cálculo do VaR de uma carteira composta por diversos ativos, ao invés de um único título. Não é difícil percebermos que a extensão para um conjunto de ativos pode ser feita de uma forma trivial. Supondo que  $X$  e  $Y$  sejam variáveis aleatórias independentes, contínuas e com função densidade de probabilidade  $g$  e  $h$ , respectivamente. Seja  $Z = X + Y$ , e considerando  $k$  com a função densidade de probabilidade de  $Z$ , então

$$k(z) = \int_{-\infty}^{+\infty} g(w)h(z-w)dw.$$

Portanto, ao considerarmos  $X$  e  $Y$  como variáveis aleatórias normalmente distribuídas e independentes,  $Z$  também terá distribuição normal, mesmo que o Teorema do Limite Central não se aplique, devido a  $n$  não ser suficientemente grande<sup>7</sup>. Logo, se  $y = (y_1, y_2, \dots, y_n)$ , então possui média  $\mu = (\mu_1, \mu_2, \dots, \mu_n)$ , e a matriz de variâncias pode ser representada como

$$\Sigma = \begin{bmatrix} \sigma_{11} & \dots & \sigma_{1n} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \sigma_{n1} & \dots & \sigma_{nn} \end{bmatrix}.$$

Então a variável aleatória  $Y = y_1 \cdot w_1 + y_2 \cdot w_2 + \dots + y_n \cdot w_n$  também é normalmente distribuída, com média  $M = w_1 \cdot \mu_1 + w_2 \cdot \mu_2 + \dots + w_n \cdot \mu_n = w' \mu$ , e variância  $\varsigma = \sum_i \sum_j \omega_i \omega_j \sigma_{ij} = \omega' \Sigma \omega$ , com  $\Sigma$  sendo a matriz de variância-covariância de  $Y$ , e  $\omega_i$  os pesos de cada ativo no portfólio.

Então, o VaR delta-normal do portfólio é dado por

$$VaR = C_V (\omega' \Sigma \omega)^{1/2} P.$$

---

<sup>7</sup> Para mais detalhes ver Meyer (1969).

O VaR delta-normal possui mais dois outros importantes atrativos: VaRs que sejam calculados com diferentes níveis de significância podem ser equiparados para um nível de significância em comum; o VaR possui conversibilidade temporal, ou seja, o VaR de  $n$  dias equivale a  $\sqrt{n}$  vezes o VaR de um dia, chamado de *Daily Earnings at Risk* (DeaR). Tal método é descrito precisamente em Diebold et. al (1997).

Em resumo, a vantagem do método delta-normal reside em sua simplicidade, entretanto, paga-se o custo com baixa adequação às características de séries financeiras, explicitadas como fatos estilizados, conforme citado anteriormente. Além disso, esta metodologia aceita apenas relações lineares, gerando uma aproximação grosseira, como destaca Mollica (1999).

#### 2.1.2.2 Simulação Histórica

O método de simulação histórica consiste em retroceder no tempo e aplicar os pesos atuais da carteira de ativos às séries históricas dos retornos dos ativos, para obter os valores dos eventos extremos. Assim, como mostra Jorion (2009), a ideia básica é reproduzir o histórico, com pesos atuais. Fundamentado no histórico de variações de preços, constrói-se uma perda esperada para a atual carteira, com certo grau de confiança, ou seja, verifica-se o quanto é possível perder a certo nível de significância tomando como pressuposto que o histórico utilizado é um bom previsor do comportamento futuro dos preços.

Nenhum pressuposto específico da distribuição dos retornos é levando em consideração para o cálculo, assim, este método escapa da crítica de não-normalidade. Se a distribuição possui, de fato, maior ocorrência de eventos extremos, então, espera-se que isto seja refletido na oscilação histórica. Entretanto, utilizar dados passados implica em “recortar” uma janela de observações que podem conter características específicas, e que podem desviar os valores médios para cima, ou para baixo. Ou seja, dependendo do tamanho da série histórica utilizada, obtêm-se diferentes perdas esperadas, apesar de estarmos lidando com o mesmo ativo. Desse modo, a escolha da janela é de extrema relevância.

### 2.1.2.3 SIMULAÇÃO DE MONTE CARLO

O método de simulação de Monte Carlo é similar à simulação histórica, a diferença entre os dois métodos, é que no primeiro, o movimento dos fatores de risco são gerados a partir de “tiragens” de uma distribuição de probabilidade pré-especificada. Portanto, admite-se que

$$\Delta f^k \sim g(\theta), \quad k = 1, 2, \dots, K$$

onde  $\Delta f^k$  representa a variação do portfólio analisado, e  $g$  é a distribuição conjunta –  $\theta$  indica o conjunto de parâmetros necessários para descrever a distribuição. Uma amostra pseudo-aleatória – já que geralmente utiliza-se algoritmos que fazem “tiragens aleatórias” – é gerada da distribuição escolhida, e assim, calcula-se o VaR sobre tal amostra da mesma maneira que é feito na simulação histórica, ou seja, com base na classificação dos eventos.

Este método escapa da não-normalidade, basta que não se escolha a distribuição normal, e não contêm viés de escolha de janela como acontece na simulação histórica. Entretanto, ainda requer que façamos pressupostos sobre a distribuição dos retornos, e dependendo do tamanho da amostra utilizada, ainda podemos ter um problema parecido com da escolha da janela – uma amostra muito pequena pode gerar valores que distorcem o verdadeiro comportamento da variável aleatória, devido à aleatoriedade das tiragens, assim, recomenda-se que muitas iterações sejam feitas.

Jorion (2001) faz uma comparação entre os três métodos avaliando vantagens e desvantagens. Em resumo, suas conclusões são que para grandes portfólios, que contêm muitos ativos, o método delta-normal fornece um resultado rápido e eficiente de mensuração do VaR. Para portfólios expostos a poucas fontes de risco, a simulação histórica e o simulação de Monte Carlo tendem a gerar melhores resultados.

### 2.1.2.4 OUTROS MÉTODOS

O *Bank for International Settlements* recomenda que as instituições realizem *backtest* de seus modelos internos de VaR, conforme consta em Basle Committee on Banking Supervision (1995). Entretanto, Hendricks (1996) realizou uma extensiva análise de doze modelos distintos de cálculo de VaR, separados em três categorias:

médias móveis igualmente ponderadas, médias móveis exponencialmente ponderadas, e simulação histórica. Seu estudo não encontrou convergência entre os modelos, ou seja, medidas de risco de vários métodos para o mesmo portfólio e período podem diferir substancialmente.

Van den Goorberg e Vlaar (1999) utilizaram uma janela de diferentes comprimentos para comparar o resultados. Sob um período de quinze anos, avaliaram a simulação histórica com 250, 500, 1.000, e 2.038 observações de retornos diários<sup>8</sup>. Seus resultados indicam que a probabilidade das perdas atuais excederem o VaR calculado frequentemente excede a probabilidade indicada pela cauda da distribuição<sup>9</sup>, e ainda, que os resultados são muito sensíveis à escolha do tamanho da janela.

Brooks e Persaud (2000) pesquisam a sensibilidade dos modelos de VaR em relação a mudanças no tamanho da amostra, os índices utilizados no estudo são o S&P500 e o FTSE100<sup>10</sup>, e o resultado aponta para uma ineficiência grande do VaR estimado quando o tamanho “correto” da mostra não é utilizado.

Devido aos problemas e desvantagens de cada método, além das três metodologias citadas acima, uma grande quantidade de variações foram desenvolvidas visando lidar com os problemas de cada um dos métodos padrão. Tendo em vista a particularidade que cada autor modifica no método, e o elevado número de diferentes modificações, serão citados apenas os modelos classificados em linhas gerais – semi-paramétricos, e não paramétricos<sup>11</sup>.

Danielsson and Vries (1998) propõe um método semi-paramétrico de cálculo do VaR. Neste tipo de cálculo, a maior parte do risco é modelada parametricamente, enquanto que pequenos riscos são capturados por uma função distribuição empírica, parte não paramétrica. Os autores utilizam um *extreme value method*<sup>12</sup> para a estimação das probabilidades dos eventos de cauda. Portanto, admitem que os valores de maior

---

<sup>8</sup> Utilizaram o *Amsterdam Exchange Index* (AEX).

<sup>9</sup> Como testaram as perdas, a única cauda analisada foi a esquerda.

<sup>10</sup> O S&P500 é um índice de ações composto pelas 500 maiores companhias, por capitalização de mercado, listadas na *New York Stock Exchange* e na *NASDAQ*. FTSE100 é um índice de ações das 100 maiores companhias, em capitalização de mercado, listadas na *London Stock Exchange*.

<sup>11</sup> Modelos não-paramétricos são assim chamados por não fazerem suposições teóricas sobre a distribuição dos dados. Em modelagens paramétricas, geralmente admite-se que a densidade dos fatores de risco segue uma distribuição normal multivariada.

<sup>12</sup> Baseado em *extreme value theory*, ramo que estuda o comportamento das caudas das distribuições. Muitos pesquisadores têm proposto métodos empíricos para a estimação do comportamento das caudas das distribuições.

probabilidade de ocorrência podem ser normais, entretanto, os eventos extremos são estimados de forma não-paramétrica, resultando em uma abordagem semi-paramétrica.

Barone-Adesi, Giannopoulos, e Vosper (1999) desenvolvem o *Filtered Historical Simulation* (FHS), que contorna algumas limitações do método de simulação histórica. O pressuposto de estacionariedade é relaxado, uma vez que os retornos históricos são padronizados por sua volatilidade estimada de uma data particular<sup>13</sup>. Portanto, a simulação histórica “não-filtrada” pode ser vista como um caso especial da FHS. A vantagem apresentada no trabalho de Baroni-Adesi *et al.* é que a FHS fornece uma metodologia que é capaz de gerar eventos extremos que não estão presentes na amostra histórica, simulando de forma mais eficaz as caudas da distribuição. Tal metodologia pode ser enquadrada nos modelos do tipo não-paramétricos, já que não faz suposições acerca da distribuição.

Estes dois trabalhos citados são bons exemplos de como os modelos têm sido modificados. Para mais detalhes ver Cai e Wang (2006) que propõe um modelo baseado em um estimador *kernel local linear* para a função distribuição condicional dos retornos; Fan e Gu (2003) desenvolvem mais de um método semi-paramétrico de cálculo do VaR, e comparam com as metodologias mais comumente utilizadas indicando que essas novas técnicas são mais acuradas para estimação de probabilidades de eventos extremos. Para uma visão mais abrangente sobre quão boa é a previsibilidade dos modelos VaR, e como podemos avaliar as previsões dos modelos, ver Dowd (2005), que mostra que o “estado da arte” na construção de modelos de mensuração do VaR ainda está muito aquém do que seria desejável.

## 2.2 RISCO SISTÊMICO

A metodologia de cálculo do *Value at Risk*, revisada anteriormente, remete apenas à questão do risco individual, o que não se enquadra exatamente no escopo deste trabalho uma vez que o objetivo é mensurar o risco sistêmico. Portanto, é relevante que alguns métodos desenvolvidos para o cálculo do risco sistêmico sejam revisados. Wong e Fong (2011) citam que o volume de pesquisas com o objetivo de mensurar o risco sistêmico tem crescido rapidamente após a crise financeira global ocorrida em 2008. De

---

<sup>13</sup> A ideia é a mesma contida no método de mínimos quadrados generalizados, ou seja, se as variâncias são conhecidas, podera-se os estimadores.



uma forma geral, essas pesquisas se segmentam em dois tipos de abordagens: forma estrutural, e forma reduzida.

Os estudos guiados pela forma estrutural, na maioria dos casos, utilizam-se de modelos de precificação de opções, desenvolvido por Black e Scholes (1973) e Merton (1974) para estimar o risco sistêmico com informações de balanços dos bancos. Já as pesquisas ancoradas na forma reduzida aplicam métodos de séries temporais para analisar a estrutura de risco de crédito dos bancos – ou de economias, em alguns casos – , através de técnicas de eventos de caudas, baseadas em retornos históricos.

No primeiro grupo, destacam-se os trabalhos de Lehar (2005) que recorre ao cálculo estocástico para desenvolver um modelo com o intuito de mensurar e monitorar o risco sistêmico, utilizando uma amostra de bancos internacionais<sup>14</sup> no período de 1988 a 1999. Oshiro e Saruwatari (2005) adotam uma forma estendida do modelo Black-Scholes-Merton de precificação de opções para calcular a probabilidade de *default* de países, avaliando o risco soberano, e tal metodologia é aplicada na crise da dívida da Argentina e na crise cambial da Tailândia. Gray, Merton, and Bodie (2007) adaptam *Contingent Claims*<sup>15</sup> para medir o risco de crédito soberano. Matsumura e Vicente (2010) utilizam um modelo dinâmico de estrutura a termo para avaliar a interação entre variáveis macroeconômicas e a curva de juros de títulos de dívida soberana do Brasil.

Os estudos que se enquadram na forma reduzida são mais numerosos, neste grupo, o trabalho de Adrian e Brunnermeier (2008) ganha relevância por ser um dos primeiros a tratar de tal forma o risco sistêmico. Os autores apontam o *Conditional Value at Risk*<sup>16</sup> (CoVaR) como uma apropriada medida do impacto de uma instituição financeira sobre o sistema. Para tal, utilizam o conceito de *quantile regression*, originalmente proposto por Koenker e Bassett (1978). Segundo os autores, o CoVaR de uma determinada instituição em relação ao sistema é interpretado como o VaR do conjunto das instituições condicionado ao evento no qual tal instituição esteja em *distress*. Os dados de cada instituição utilizados para cálculo são: valor de mercado, total dos ativos, e valor patrimonial. Ou seja, todos são de fácil obtenção.

---

<sup>14</sup> Lehar (2005) separa as instituições em três grandes grupos: bancos norte-americanos, europeus, e japoneses.

<sup>15</sup> Black e Scholes (1973) demonstram que dívidas de empresas podem ser vistas como combinações de contratos de opções de ações. Uma generalização desta ideia, fornecida por Merton (1974), é conhecida na literatura como *Contingent Claims Analysis* (CCA).

<sup>16</sup> Segundo o trabalho de Adrian e Brunnermeier (2008) o prefixo “Co” indica *conditional*, *contagion*, ou *comovement*. Qualquer um dos três termos são igualmente apropriados. Por simplicidade este trabalho adota apenas o termo *conditional* para se referir ao CoVaR.

Além do trabalho citado acima, outra metodologia, na forma reduzida, que se destaca é a desenvolvida por Acharya, Pedersen, Phillipon, e Richardson (2010). Baseado em probabilidade esperada, Acharya *et al.* (2010) propõe o *Systemic Expected Shortfall* (SES), ou *Marginal Expected Shortfall* (MES), como medida de risco sistêmico. Seus resultados empíricos corroboram o resultado do *Supervisory Capital Assessment Program* (SCAP)<sup>17</sup>.

Seguindo a ideia de risco sistêmico ligado a MES, Brownlees e Engle (2011), utilizam um modelo GARCH bivariado com estimação não-paramétrica para as caudas da distribuição e correlação condicional dinâmica. A aplicação empírica feita em instituições financeiras nos Estados Unidos mostrou que das dez companhias com maior risco financeiro calculado, oito passaram, efetivamente, por problemas financeiros em até um ano e meio antes da quebra do Lehman Brothers em 2008.

Nesse sentido, Huang, Zhou, e Zhu (2011) propõe um indicador chamado *distress insurance premium* (DIP), medido pelo prêmio de seguro contra um *systemic financial distress*, desse modo, são utilizados os valores de *credit default swap* (CDS) para a mensuração. Além disso, o trabalho compara o resultado obtido do DIP com o resultados do SCAP, desenhado e implementado pelo *Federal Reserve*. O estudo mostra grande semelhança entre o DIP e o SCAP, sendo que o primeiro utilizou apenas informações públicas, enquanto o segundo foi calculado de acordo com posições privadas dos bancos, das quais apenas o *Federal Reserve* obteve acesso.

Já Cont, Moussa, e Santos (2010) examinam a estrutura de conectividade de redes entre as instituições financeiras brasileiras - para contágio -, e propõe o *Contagion Index* como uma medida da importância sistêmica de uma instituição ou um grupo de instituições. Quando comparado com o SCAP, o índice apresenta resultados mistos, com similaridades e divergências.

Billio, Getmansky, Lo, e Pelizzon (2010) estudam a interrelação entre as instituições bancárias e de crédito. Utilizam *correlations*, *cross-autocorrelations*, *principal component analysis*, *regime-switching models*, e *Granger causality* para mostrar que os setores financeiros se tornaram cada vez mais interrelacionados durante a última década, ampliando o nível de risco sistêmico. Também indicam medidas que podem identificar e quantificar períodos de crise.

---

<sup>17</sup> *Stress test* desenvolvido pelo *Federal Reserve*, com o intuito de verificar a capacidade dos bancos nos Estados Unidos de suportar perdas, publicado em 7 de maio de 2009 <Disponível em: <http://www.federalreserve.gov/newsevents/press/bcreg/bcreg20090507a1.pdf>>

Três medidas de importância sistêmica são desenvolvidas por Zhou (2010), baseadas em *multivariate extreme value theory* com o intuito de verificar o argumento “*too big to fail*”. Além de indicar que o argumento em sempre é válido, o autor enfatiza a robustez das medidas chamadas *systemic impact index*, *probability that at least one bank becomes distressed*, e *vulnerability index* em verificar o nível de risco presente no sistema financeiro.

O trabalho de Segoviano e Goodhart (2009) faz uso de dados de *credit default swaps* para medir a contribuição das instituições para o *distress* do sistema financeiro. Desse modo, o estudo oferece um conjunto de medidas quantitativas da estabilidade financeira de instituições.

Giesecke e Kim (2011) desenvolvem uma medida dinâmica de risco sistêmico para um setor financeiro como um todo. Um ponto particular neste estudo é que a definição de risco sistêmico utilizada é a de uma probabilidade condicional de *failure* de uma fração suficientemente grande do total da população de instituições financeiras. Por trás desta definição está o fato de que a causa de problemas sistêmicos está ligada apenas a *payment system risk*, já mencionada acima, ou seja, preocupa-se apenas com não cumprimentos de liquidação o sistema de pagamentos. O modelo busca captar os efeitos colaterais canalizados através de uma complexa rede de relações na economia, pois incorpora padrões passados e risco específico dos setores avaliados. Assim, a inclusão de variáveis macroeconômicas visa captar a relação dinâmica entre os setores real e financeiro da economia. Os testes realizados indicam que tal medida fornece uma previsão fora da amostra acurada para risco sistêmico nos Estados Unidos, de 1998 a 2009.

Voltando atenção para os estudos que focam na aplicação do CoVaR, Roengpitya e Rungcharoenkitkul (2010) utilizam o CoVaR para calcular a participação dos seis principais bancos comerciais tailandeses no risco sistêmico. Os dados utilizados foram de 1996 a 2009. Além disso, procuram identificar quais os índices – com dados dos balanços dos bancos – que mais influenciam o risco sistêmico.

Chan-Lau (2010) argumenta que a regulação leve em conta o nível de interdependência bancária para cada instituição. Para subsidiar seu argumento, o autor expõe a metodologia CoVaR como propícia para tal cálculo e constrói um exemplo ilustrativo com grandes instituições de vários países.

Uma aplicação de modelos tanto na forma estrutural, quanto na forma reduzida é feita por Gauthier, Lehar, e Souissi (2009), que calculam a contribuição de cada banco

no risco sistêmico via CoVaR e options-pricing, utilizando como exemplo numérico os bancos no Canadá. Os resultados mostram que se as exigências de capital levassem em conta o risco sistêmico da instituição, elas difeririam em até 70% do que é praticado atualmente.

Fong, Fung, Lam, e Yu (2009) calculam, por CoVaR, a interdependência sistêmica dos bancos de Hong Kong mostrando que a parcela do risco do sistema que cabe aos bancos pequenos é similar ao risco relativo aos grandes bancos, tal similaridade é devida à uniformidade do perfil de risco dos bancos locais.

Wong, Fong, e Choi (2010) defendem que uma medida de risco unidimensional não é o bastante, e propõe uma análise multidimensional. Assim, utilizam a metodologia proposta por Adrian e Brunnermeier (2008) para examinar o risco sistêmico e suas intercorrelações. Os resultados encontrados mostram que as provisões de perdas dos bancos é o principal determinante do risco sistêmico e que uma ferramenta contracíclica para reservas de perdas pode obter êxito em reduzir o risco no sistema bancário.

Utilizando a metodologia para uma análise macro, Wong and Fong (2011) recorrem ao CoVaR para medir o risco sistêmico entre as economias, e usam os índices para elucidar como funcionam as interações entre economias de onze países da Ásia em momentos de crise.

Uma aplicação modificada do modelo original pode ser encontrada em Girardi e Ergun (2011) que alteram o CoVaR original, ao mudar a definição de financial distress de uma instituição em “estado” VaR para “estado” no máximo VaR. Esta mudança permite a utilização de uma modelagem GARCH, e assim realizar backtests para os resultados e submeter o VaR aos testes de Var – conforme elucidado por Kupiec (1995) e Christoffersen (1998). Além disso, alteram a definição de estado de *benchmark* do sistema: enquanto Adrian e Brunnermeier (2008) utilizam a mediana, Girardi e Ergun tomam o *benchmark* como um desvio padrão acima e um desvio padrão abaixo da média, ou seja, como uma faixa ao invés de um número. Por fim, analisam o link entre a contribuição para o risco sistêmico e características tais como tamanho, endividamento, entre outras.

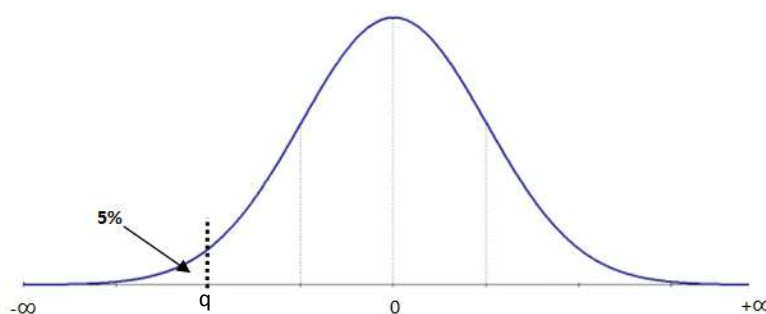
### 3. METODOLOGIA

Antes de definirmos o CoVaR, ou Conditional Value at Risk, faz-se necessário revisarmos a definição de *Value at Risk*, pois, o método de estimação por regressão quantílica pode ser melhor visualizado a partir do conceito de VaR.

Do ponto de vista do método de cálculo, o VaR pode ser mensurado sob diferentes abordagens. Jorion (2009) descreve os três métodos mais simples de cálculo para o VaR, são eles: delta-normal, simulação histórica, e simulação de Monte Carlo. Em razão desta literatura já ter sido amplamente discutida, e muito bem exposta em Jorion (1997), este trabalho não detalha as três métricas, mas faz apenas uma breve descrição do VaR por simulação histórica, já que este tipo é majoritariamente utilizado pelas instituições financeiras. Para uma discussão sobre aprimoramentos das metodologias básicas ver Boudoukh, et al. (1998) e Garman (1996).

O primeiro passo para calcular o VaR, via simulação histórica, é escolher o horizonte de tempo que será utilizado. Geralmente adota-se o período necessário para liquidar toda a posição quando se lida com ativos de uma carteira específica. Já o segundo passo resume-se à definição do intervalo de confiança, que é na verdade, uma escolha arbitrária, mas opta-se por 1% e/ou 5% na maioria dos casos.

Tendo em mente os dados dos retornos no horizonte estipulado, podemos definir  $c$  como a probabilidade de ocorrência de um evento qualquer pertencer a um determinado quantil. Sendo assim, temos que  $c = P(X \geq q) = \int_q^{+\infty} f(x)dx$ , para  $q = 5\%$ . Graficamente resume-se à Figura 1,



**Figura 1 – Histograma dos retornos de um ativo**

onde  $c$  equivale a toda a área desde o limite  $A$  até mais infinito, ou  $c = \int_q^{+\infty} f(x)dx$ . Se  $w^*$  é a menor oscilação ocorrida num certo período de tempo, então  $c^* = \int_{w^*}^{+\infty} f(w)dw$ , logo, a probabilidade de ocorrência de um valor menor do que  $w^*$  é  $1 - c^* = \int_{-\infty}^{w^*} f(w)dw$ , ou,  $1 - c^* = P(w \leq w^*)$ . Por esta razão, a definição de VaR é expressa na forma abaixo.

$$\Pr(X^i \leq VaR_q^i) = q \quad (1)$$

Conforme apresentado por Adrian e Brunnermeier (2011), o *Conditional Value at Risk*, ou  $CoVaR_q^{j|i}$  é o VaR da instituição  $j$  - neste trabalho  $j$  representa o sistema financeiro - condicional a algum evento  $\mathbb{C}(X^i)$  da instituição  $i$ . Isto é,  $CoVaR_q^{j|i}$  é implicitamente definido pelo  $q$ -quantil da distribuição de probabilidade condicional:

$$\Pr\left(X^j \leq CoVaR_q^{j|\mathbb{C}(X^i)} \middle| \mathbb{C}(X^i)\right) = q. \quad (2)$$

Porém, a análise final não reside no  $CoVaR$  em si, mas no delta  $CoVaR$ . O  $CoVaR$  mensura o risco condicional a um evento específico, como já discutido, mas o  $\Delta CoVaR$  mensura o excesso de variação no risco. Como  $j$  representa o sistema financeiro, estamos mais interessados em observar a diferença entre o VaR do sistema financeiro condicional ao *distress level* de uma instituição financeira específica,  $i$ , e o VaR do sistema financeiro condicional ao estado mediano da instituição  $i$ . Assim, denota-se a contribuição da instituição  $i$  à instituição  $j$  por:

$$\Delta CoVaR_q^{j|i} = CoVaR_q^{j|X^i=VaR_q^i} - CoVaR_q^{j|X^i=Mediana^i}. \quad (3)$$

Tendo esta definição em mente, é possível calcular, sem quaisquer dificuldades adicionais, o  $CoVaR^{i|sistema}$ , ou seja, a sensibilidade do VaR da instituição  $i$  no caso de ocorrência de uma crise financeira. Os autores chamam o  $\Delta CoVaR^{i|sistema}$  de “*exposure CoVaR*”, porque ele mensura a extensão na qual uma instituição individual é afetada por eventos financeiros sistêmicos. Entretanto, o *exposure CoVaR* não faz parte do objetivo deste trabalho e não será calculado.

Grosso modo, o  $CoVaR$  representa uma probabilidade condicional a um evento específico, portanto, é possível estimá-lo de diferentes maneiras. Em decorrência da simplicidade e da forma direta com que o  $CoVaR$  surge a partir da estimação de uma

regressão quantílica, este foi o método escolhido para a aplicação neste estudo. Adrian e Brunnermeier (2011) ressaltam que a regressão quantílica é uma prática particularmente eficiente de estimação do CoVaR, pois, incorpora estimativas de média condicional e da volatilidade condicional para produzir quantis condicionais, sem que façamos suposições sobre a distribuição.

Para o cálculo de covariâncias utilizou-se o método de *Bootstrap* de pares, ou *XY-pair bootstrap*. Koenker (2005) destaca que nas aplicações empíricas de regressões quantílicas, raramente temos a confiança que os erros são independentes e identicamente distribuídos. Portanto, o *Bootstrap* residual possui uma limitação prática. Entretanto, o *Bootstrap* de pares fornece uma alternativa efetiva para considerarmos apenas a independência, justificando a escolha do método neste trabalho. Tal procedimento torna os resultados menos restritos a suposições.

### 3.1 CoVaR ESTÁTICO

Adaptando a definição do VaR ao método de estimação do *CoVaR*, pode-se mostrar que o CoVaR invariante no tempo surge de acordo com o valor previsto de uma regressão quantílica, conforme abaixo.

$$\hat{X}_q^{sistema,i} = \hat{\alpha}_q^i + \hat{\beta}_q^i X^i, \quad (4)$$

onde  $\hat{X}_q^{sistema,i}$  representa o valor previsto de quantil condicional a instituição  $i$  – previamente escolhido. Conforme já foi revisado, da própria definição de *Value at Risk*, pode-se estender para

$$VaR_q^{sistema} | X^i = \hat{X}_q^{sistema,i}. \quad (5)$$

Destas equações concluímos que o valor previsto da regressão quantílica nos fornece o *Value-at-Risk* do sistema condicional a  $X^i$ , uma vez que  $VaR_q$  dado  $X^i$  é na verdade o quantil condicional. Ao considerar a igualdade  $X^i = VaR_q^i$ , o valor previsto resulta exatamente no  $CoVaR_q^i$ .

### 3.2 CoVaR ESTADO DEPENDENTE

Após a derivação do modelo para o CoVaR estático, esta seção apresenta a metodologia utilizada na estimação do CoVaR estado dependente, ou seja, o CoVaR dinâmico. Com o intuito de considerar a variação do tempo na distribuição conjunta de  $X^i$  e  $X^{sistema}$ , a contribuição sistêmica é estimada como função de variáveis de estado. Desse modo,  $CoVaR_t$  e  $VaR_t$  indicam o CoVaR e o VaR condicionados a um vetor de variáveis de estado defasadas,  $M_{t-1}$ . O processo é semelhante ao caso estático, pois após definir as variáveis de estado, as seguintes regressões quantílicas foram rodadas para os mesmos dados semanais:

$$X_t^i = \alpha^i + \gamma^i M_{t-1} + \varepsilon_t^i, \quad (6)$$

$$X_t^{sistema} = \alpha^{sistema|i} + \beta^{sistema|i} X_t^i + \gamma^{sistema|i} M_{t-1} + \varepsilon_t^{sistema|i}, \quad (7)$$

onde,  $i$  é uma instituição financeira. Os valores previstos destas regressões são utilizados para obtermos as seguintes variáveis de interesse

$$VaR_t^i(q) = \hat{\alpha}_t^i + \hat{\gamma}_t^i M_{t-1} \quad (6.1)$$

$$CoVaR_t^i(q) = \hat{\alpha}^{sistema|i} + \hat{\beta}^{sistema|i} VaR_t^i(q) + \hat{\gamma}^{sistema|i} M_{t-1} \quad (7.1)$$

Como o foco deste trabalho é o de verificar a contribuição de cada instituição no risco do sistema financeiro, as conclusões sempre baseiam-se no  $\Delta CoVaR$ , que adaptado para o caso dinâmico se traduz na seguinte equação:

$$\Delta CoVaR_t^i(q) = CoVaR_t^i(q) - CoVaR_t^i(50\%) \quad (8)$$

$$\Delta CoVaR_t^i(q) = \hat{\beta}^{sistema|i} (VaR_t^i(q) - VaR_t^i(50\%)). \quad (8.1)$$

As equações acima resumem de forma clara o porquê da metodologia de regressão quantílica servir como ferramental de fácil aplicação na contribuição individual. A resposta reside no fato de que separando variações de risco por partes de quantil conseguimos, de maneira usual, simular *default* em uma instituição específica, ao mesmo tempo em que mantemos o sistema sem qualquer resquício de turbulência.

É relevante ressaltar que as variáveis de estado,  $M_{t-1}$ , devem ser interpretadas mais como variáveis condicionantes da média e variância da medida de risco do que

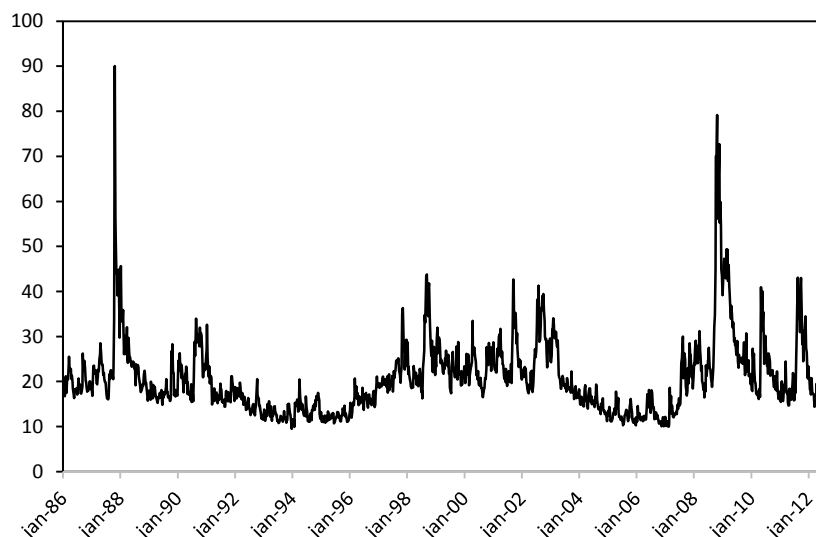


como fatores de risco sistemáticos. Não necessariamente as variáveis em si se traduzem em mais riscos, mas influenciam o fator de risco em algum momento. Isto nos remete à conclusão de que não necessariamente todas as instituições são afetadas da mesma maneira por tais variáveis. De fato, poderemos ter casos em que a mesma variável de estado influencia instituições diferentes com sinais invertidos, ou seja, impactam nos fatores de risco em diferentes direções.

### 3.3 VARIÁVEIS DE ESTADO ASSOCIADAS AO $CoVaR_t$

Visando obter o  $CoVaR_t$  e o  $VaR_t$ , duas variáveis de estado foram incluídas nas estimações. Estas variáveis visam capturar a variação condicional dos momentos dos retornos dos ativos. A seleção das variáveis de estado envolveu uma série de *cross-correlations* entre cada índice e os dados econômicos das instituições estudadas. A pré-seleção dos índices, por sua vez, foi feita de forma discricionária de acordo com a plausibilidade assentada na teoria econômica, pois, é de relevância central que as variáveis independentes sejam bem conhecidas em influenciar a percepção de risco dos participantes do mercado. Além disso, o número de variáveis de estado foi restrito com o intuito de evitar sobreposição de dados. Portanto, dentre os indicadores avaliados os dois escolhidos foram:

- (i) *VIX*, mais especificamente *CBOE Volatility Index*, é uma medida das expectativas do mercado de volatilidade calculado com base nos preços de opções de compra e de venda de ações que compõe o *S&P 500*.
- (ii) Retorno semanal do Ibovespa.



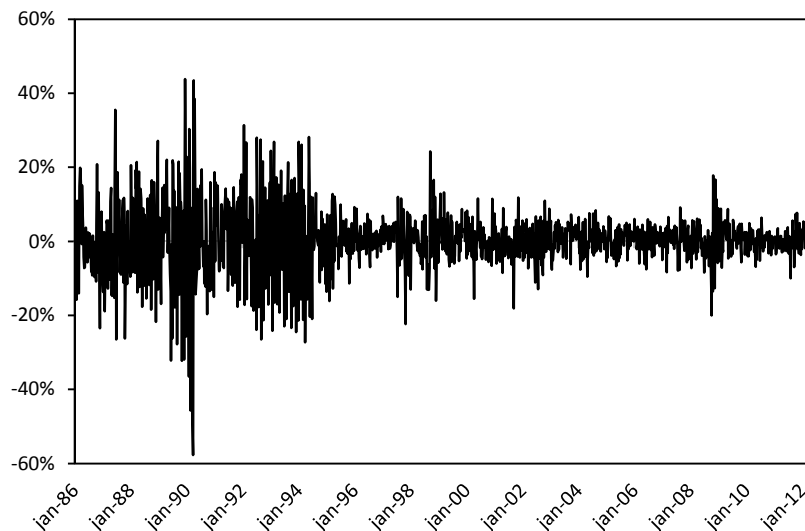
**Figura 1- VIX, em pontos**

Fonte: Elaborado pelo autor.

A figura acima sintetiza o índice VIX em pontos, durante todo o período utilizado nas estimações. O índice VIX puro não é disponível para todo o horizonte estudado, já que só existe publicação a partir de 1990. Antes de 1990 o índice utilizado como previsor da volatilidade implícita era o VXO (*CBOE Implied Volatility*), que calculava a volatilidade com base nos preços das opções de ações que compunham o *S&P 100 index* com vencimento em 30 dias. Visando obter uma única variável para todo o período amostral, o VIX foi regredido contra o VXO para o período 1990-2010 – período em que ambos os índices estão disponíveis. Depois o valor previsto da regressão foi utilizado para estimar o VIX no período 1986-90<sup>18</sup>. As duas séries foram obtidas em <http://www.cboe.com>.

O retorno semanal do Ibovespa, utilizado como variável de estado, é representado pela Figura 3.

<sup>18</sup> Adrian e Brunnermeier (2011) já utilizaram este procedimento na estimação do CoVaR para instituições financeiras nos Estados Unidos.



**Figura 2- Ibovespa, retorno semanal**

Fonte: Elaborado pelo autor.

O retorno do Ibovespa utilizado foi descontado da inflação do período, os dados foram obtidos do sistema Economática. Por fim, a tabela abaixo sintetiza os dados das variáveis escolhidas.

**Tabela 1- Estatísticas Resumo, Variáveis de Estado**

Variável	Média	Desvio Padrão	Mínimo	Máximo
VIX	20,63	8,26	9,48	90,05
Ibovespa (retorno semanal)	0,49%	8,64%	-57,73%	43,82%

Fonte: CBOE e Economática.

Antes da estimação, verificou-se a estacionariedade das séries, o teste *Augmented Dickey-Fuller* rejeitou a hipótese de raiz unitária para ambas. Com relação ao retorno semanal do Ibovespa, este teste serve apenas como formalização, pois a série é formada pela diferença entre o logaritmo do índice em pontos no tempo  $t$  e em  $t-1$ .

O índice VIX pontua valores altos para volatilidades implícitas altas, desse modo, a Figura 2 revela que altos valores de VIX coincidem com períodos de crises financeiras ou de instabilidade no mercado internacional de ativos. As maiores oscilações do Ibovespa se concentram no período que vai de 1T1986 a 3T1994.

A utilização do VIX para o mercado financeiro brasileiro justifica-se por dois motivos, o primeiro é que não há uma medida de volatilidade implícita para o mercado de ativos no Brasil, além disso, a baixa liquidez das opções de ações no mercado

brasileiro emite pouca credibilidade na construção de um índice com metodologia parecida para as ações da Bovespa. O segundo reside no fato de que uma grande parcela dos investimentos feitos em empresas listadas na bolsa de valores de São Paulo são advindos de investidores estrangeiros - cerca de 34% para de 1T2001 a 2T20012<sup>19</sup> -, portanto, somos levados a acreditar que o VIX serve como uma boa *proxy* para uma medida de volatilidade para os ativos brasileiros.

A utilização de apenas duas variáveis de estado<sup>20</sup> não deve implicar em perda significativa de acurácia na estimação se compararmos com o trabalho de Adrian e Brunnermeier (2011), que utilizaram sete variáveis de estado. No estudo dos autores, o resumo dos resultados aponta que apenas três das sete variáveis possuem majoritária significância, são elas, *repo spread*, *VIX (lag)*, e *market return (lag)*, ou seja, duas delas são utilizadas neste trabalho.

### 3.4 DADOS

O *Value at Risk* foi mensurado sobre a taxa de crescimento do valor de mercado dos ativos totais de cada instituição financeira. Assim, define-se taxa de crescimento no tempo  $t$ ,  $X_t^i$ , como,

$$X_t^i = \frac{VM_t^i \cdot \left( \frac{TA_t^i}{VP_t^i} \right) - VM_{t-1}^i \cdot \left( \frac{TA_{t-1}^i}{VP_{t-1}^i} \right)}{VM_{t-1}^i \cdot \left( \frac{TA_{t-1}^i}{VP_{t-1}^i} \right)} \quad (9)$$

onde,  $VM_t^i$  é o valor de mercado da instituição  $i$  no tempo  $t$ ;  $TA_t^i$  é o total do ativo da instituição  $i$  no tempo  $t$ ;  $VP_t^i$  é o valor patrimonial da instituição  $i$  no tempo  $t$ ; e as variáveis em  $t-1$  são as mesmas com uma defasagem no tempo.

Os dados das instituições financeiras brasileiras foram obtidos do sistema Economática. As variáveis de estado e a escolha de cada *proxy* já foram descritas na subseção anterior.

<sup>19</sup> Dados da Bovespa (<http://www.bmfbovespa.com.br>).

<sup>20</sup> Neste estudo também utiliza-se o *lag* das variáveis de estado, ou seja, estima-se com  $t-1$ .

#### 4. CoVaR INVARIANTE NO TEMPO

Neste trabalho estimou-se dois tipos de CoVaR, um invariante no tempo e outro variante no tempo – com a inclusão de variáveis de estado -, conforme já explicitado na seção que descreveu o método. Portanto, esta seção dedica-se à apresentação e análise dos resultados da primeira estimação, ou seja, a avaliação do CoVaR invariante no tempo.

O grupo “sistema financeiro” utilizado neste estudo abrange, primeiramente, quatro subgrupos de instituições. Além disso, com o intuito de tornar a análise mais acurada, o CoVaR é calculado sobre um “sistema financeiro” formado por duas combinações diferentes de subgrupos. De modo geral, os quatro grupos são representados por bancos privados, bancos públicos, seguradoras, e construtoras – todas as instituições presentes na amostra possuem ou já possuíram capital aberto em bolsas de valores.

Os dois primeiros subgrupos, formados por bancos privados e bancos públicos, representam o coração do sistema financeiro já que no Brasil geralmente não há separação societária – no sentido de emissões de ações – entre sociedades de captação, bancos de câmbio, e administradores de recursos de terceiros, por exemplo, de modo que todas essas operações estão dentro de uma única empresa com ações na bolsa de valores. Optou-se por separar os bancos privados dos públicos em decorrência da própria natureza societária, uma vez que o governo – federal ou estadual – responde por tais instituições, considera-se que a probabilidade de surgir problemas decorrentes de liquidação é praticamente inexistente. Quando um banco federal, por exemplo, encontra-se em dificuldades pode recorrer ao auxílio do governo, o que não ocorre da mesma forma direta com um banco privado. Por esta razão, espera-se que os bancos públicos tenham pouca influência e sejam pouco influenciados por situações de *default* em instituições bancárias privadas.

O subgrupo das seguradoras representa as empresas que trabalham exclusivamente com seguros e foram adicionadas devido à natureza do negócio, ou seja, suas operações estão intimamente ligadas aos bancos<sup>21</sup>.

---

<sup>21</sup> Neste trabalho não é feita qualquer distinção entre o tipo de banco, em geral o termo refere-se a bancos múltiplos. Os bancos múltiplos são instituições financeiras privadas ou públicas que realizam as operações ativas, passivas, e acessórias das diversas instituições financeiras, por intermédio das seguintes

O último subgrupo, formado por empresas construtoras foi adotado com o intuito de comparação com resultados obtidos por trabalhos similares – a comparação principal é com o trabalho de Adrian e Brunnermeier (2011). Logo, as construtoras no mercado financeiro brasileiro equivalem ao setor de *real estate* no mercado financeiro norte americano<sup>22</sup>. Estudos com foco em instituições localizadas nos Estados, normalmente, consideram as instituições seguradoras e de *real estate* como pertencentes ao sistema financeiro. Isto ocorre em decorrência das operações que essas empresas normalmente trabalham. As seguradoras criam produtos específicos para seus clientes, neste caso os bancos, visando conceder seguros a vários tipos de carteiras, desse modo as operações das instituições bancárias se tornam mais interligadas com as das empresas seguradoras. Entretanto, no Brasil, tais operações de seguros não são comuns, e quando realizadas, na grande maioria das vezes, são feitas por bancos estrangeiros que não possuem capital aberto na bolsa de valores de São Paulo. Já as empresas de *real estate*, por sua vez, negociam carteiras securitizadas de empréstimos imobiliários advindos dos bancos comerciais. Porém, carteiras de crédito imobiliário, por restrição de legislação nacional, não podem ser securitizadas e repassadas a outras instituições, desse modo, essas operação não existem em território nacional. Por tais razões, apesar de incluir esses dois subgrupos dentro do sistema financeiro, já esperamos que apresentem pouca – ou nenhuma – sensibilidade a instituições bancárias em períodos de turbulência.

A Tabela 1 resume os resultados das estimações do  $\Delta\text{CoVaR}$  estático do grupo e subgrupos de instituições financeiras analisadas.

**Tabela 2 -  $\Delta\text{CoVaR}$  dos subgrupos**

Grupos: Bancos privados, públicos, seguradoras e *real estate*. Dados trimestrais das demonstrações financeiras aproximados via *cubic splines* para a periodicidade semanal.

Ativo	$\Delta\text{CoVaR}$ 1%*	p-valor	$\Delta\text{CoVaR}$ 5%	p-valor
Todos os Bancos	-7,49%	0,1464	-1,11%	0,7484
Bancos Privados	<b>7,31%</b>	0,0005	<b>5,69%</b>	0,0000
Bancos Públicos	<b>6,69%</b>	0,0000	<b>4,43%</b>	0,0000
Seguradoras	0,66%	0,2749	0,06%	0,6187
<i>Real Estate</i>	1,47%	0,2787	<b>0,61%</b>	0,0233

Fonte: Elaborado pelo autor.

\*  $\Delta\text{CoVaR}$  1% representa o quanto a instituição *i* contribui para o risco sistêmico, em pontos percentuais, quando a instituição *i* está em um nível de *value-at-risk* de 1%. A mesma analogia serve para o  $\Delta\text{CoVaR}$  5%.

carteiras: comercial, de investimento e/ou de desenvolvimento, de crédito imobiliário, de arrendamento mercantil e de crédito, financiamento e investimento (conforme determinação do Banco Central do Brasil).

<sup>22</sup> Para ser mais exato, considera-se o *core* do *real estate*, que são as empresas listadas com o código SIC 65-66. Para mais informações sobre tal classificação ver <http://www.sec.gov/info/edgar/siccodes.htm>.

A Tabela 1 analisa o delta CoVaR que cada um dos quatro subgrupos exerce sobre o sistema financeiro. Como pode ser visto, ambas as categorias formadas por bancos públicos e privados geram risco sistêmico, porém, os bancos privados geram um percentual maior do que os públicos. Por outro lado, como previamente esperado, as seguradoras não apresentam contribuição de risco ao sistema – tanto o  $\Delta\text{CoVaR}$  de 1% quanto o  $\Delta\text{CoVaR}$  de 5% -; e as empresas de *real estate* só contribuem significativamente para o risco sistêmico a  $\Delta\text{CoVaR}$  de 5%, e mesmo assim, a uma taxa muito baixa. Quanto ao setor de *real estate*, por exemplo, é equivalente dizer que quando tais empresas estão a um *value at risk* de 5%, geram um acréscimo de 0,61% ao risco do sistema financeiro – para se ter uma ideia da baixa sensibilidade do sistema financeiro às oscilações do *real estate*, o *value at risk* de 5% do *real estate* equivale a uma variação de -41,31% na taxa de crescimento do valor de mercado dos ativos totais.

**Tabela 3-  $\Delta\text{CoVaR}$  dos maiores bancos privados e públicos**

Sistema = apenas bancos públicos e privados. Dados trimestrais das demonstrações financeiras aproximados via *cubic splines* para a periodicidade semanal.

Ativo	$\Delta\text{CoVaR}$ 1%	p-valor	$\Delta\text{CoVaR}$ 5%	p-valor
ITUB4, Banco Itaú	<b>14,83%</b>	0,0000	<b>8,83%</b>	0,0000
BBDC4, Banco Bradesco	<b>17,25%</b>	0,0000	<b>9,84%</b>	0,0000
SANB11, Banco Santander	2,07%	0,3497	0,86%	0,4663
BICB4, Bicbanco	5,09%	0,3023	0,94%	0,0710
BBAS3, Banco do Brasil	0,32%	0,9449	0,11%	0,9369
BRSR6, Banrisul	0,37%	0,8494	0,82%	0,2154

Fonte: Elaborado pelo autor.

Com base nos resultados discutidos acima, a Tabela 2 resume o resultado da estimação do  $\Delta\text{CoVaR}$  individual dos quatro maiores<sup>23</sup> bancos privados e dos dois maiores bancos públicos<sup>24</sup>. Neste painel, o sistema financeiro é representado apenas pelo conjunto formado por bancos privados e públicos. Os bancos Itaú<sup>25</sup> e Bradesco apresentam maiores contribuições ao risco sistêmico e com resultados estatisticamente significativos a 1%. Já os bancos Santander e Bicbanco praticamente não contribuem ao risco do sistema – Bicbanco gera 0,94% ao risco do sistema quando atinge um *value at risk* de 5%, mas só é estatisticamente significativo a 10%. O resultado inicialmente

<sup>23</sup> A ordem de tamanho foi estabelecida de acordo com o valor de Total do Ativo de cada banco de acordo com as demonstrações do 2T2012.

<sup>24</sup> Excluiu-se da amostra bancos de desenvolvimento.

<sup>25</sup> Utilizamos a nomenclatura Itaú quando a estimação envolve dados referentes a períodos anteriores à fusão do banco Itaú com o Unibanco. E utilizamos a nomenclatura ItauUnibanco quando a estimação envolve apenas dados referentes ao período pós-fusão.

contra intuitivo do Santander pode ter relação com o tamanho reduzido da amostra, 299 observações, frente os outros bancos, aproximadamente 1300 observações cada – a estimação considerou todo o horizonte temporal disponível na amostra, que compreendem todas as semanas de janeiro de 1987 a junho de 2012. Corroborando os resultados esperados, os dois bancos públicos, Banco do Brasil e Banrisul, não adicionam risco sistêmico relevante, estatisticamente falando, ao sistema.

**Tabela 4-  $\Delta$ CoVaR dos maiores bancos privados e públicos, redefinição de sistema**

Sistema = bancos público, bancos privados, seguradoras, e *real estate*. Dados trimestrais das demonstrações financeiras aproximados via *cubic splines* para a periodicidade semanal.

Ativo	$\Delta$ CoVaR 1%	p-valor	$\Delta$ CoVaR 5%	p-valor
ITUB4, Banco Itaú	<b>14,83%</b>	0,0000	<b>8,75%</b>	0,0000
BBDC4, Banco Bradesco	<b>16,57%</b>	0,0000	<b>9,17%</b>	0,0000
SANB11, Banco Santander	1,96%	0,2128	0,79%	0,4321
BICB4, Bicbanco	-3,40%	0,6584	-0,24%	0,6602
BBAS3, Banco do Brasil	0,32%	0,9605	0,11%	0,9387
BRSR6, Banrisul	0,29%	0,8845	0,90%	0,1638

Fonte: Elaborado pelo autor.

A Tabela 3 sintetiza as mesmas variáveis avaliadas na tabela anterior, mas a abrangência do sistema financeiro é alterada. Neste painel, estimou-se o delta CoVaR de cada um dos seis bancos em relação ao sistema financeiro que compreende os quatro subsetores – bancos privados, públicos, seguradoras, e *real estate*. As estimativas expostas na Tabela 1, que relacionou cada subsetor com o sistema financeiro nos sugerem que seguradoras e *real estate*, do ponto de vista do risco, não adicionam risco sistêmico. Visando considerar a propriedade de direcionalidade<sup>26</sup> do CoVaR, verificou-se o  $\Delta$ CoVaR dos subsetores condicional ao sistema<sup>27</sup>. Os resultados evidenciam que o sistema não gera risco significativo aos dois subsetores, em alguns casos o beta calculado é até negativo<sup>28</sup> – sempre não significativo. Desse modo, a exclusão dos subgrupos “seguradoras” e “*real estate*” do sistema financeiro deve gerar resultados mais precisos, portanto, as estimações subsequentes do CoVaR estático foram feitas desconsiderando as seguradoras e empresas de *real estate* da amostra.

<sup>26</sup> Esta propriedade garante que o CoVaR seja direcional, portanto, o CoVaR do sistema condicional à instituição *i* não é igual ao CoVaR da instituição *i* condicional ao sistema. Na verdade, a igualdade pode ocorrer como um exemplo típico de coincidência, em geral isto não ocorre.

<sup>27</sup> O que Adrian e Brunnermeier (2011) chamam de *exposure CoVaR*, pois tal métrica mede a extensão na qual uma instituição individual (neste caso um subgrupo) é afetada por eventos financeiros sistêmicos.

<sup>28</sup> Escolheu-se suprimir estatísticas calculadas por não serem de expressa relevância.



**Tabela 5-  $\Delta$ CoVaR dos maiores bancos privados, repete dados**

Sistema = apenas bancos privados. Dados trimestrais das demonstrações financeiras foram repetidos para a periodicidade semanal.

Ativo	$\Delta$ CoVaR 1%	p-valor	$\Delta$ CoVaR 5%	p-valor
ITUB4, Banco Itaú	<b>12,91%</b>	0,0005	<b>8,39%</b>	0,0000
BBDC4, Banco Bradesco	<b>15,84%</b>	0,0020	<b>8,11%</b>	0,0000
SANB11, Banco Santander	1,64%	0,3881	0,47%	0,6102
BICB4, Bicbanco	5,50%	0,3540	0,82%	0,2052

Fonte: Elaborado pelo autor.

A tabela acima (Tabela 4) resume as estimativas dos quatro maiores bancos privados, refeitas com valores repetidos ao invés de aproximações via *splines*. A utilização de dados semanais, conforme já mencionado na seção que descreveu os dados do trabalho, nos fez optar por duas alternativas – repetir resultados das demonstrações financeiras que são disponibilizadas trimestralmente, ou atribuir valores semanais de acordo com um *spline* cúbico estimado. Sabe-se que o mercado financeiro trabalha mais com expectativas de valores futuros do que informações passadas, assim, a lógica da aproximação dos valores semanais por uma função cúbica parece corroborar com o tipo de informação que os mercados trabalham. Tal lógica pode ser resumida no seguinte ponto: uma vez que as demonstrações financeiras de uma determinada instituição tenham sido divulgadas, os agentes participantes do mercado modificam suas expectativas para as demonstrações dos próximos trimestres, portanto, utilizar o último valor divulgado implica em defasar as expectativas de forma errônea. Tendo isto em mente, estimar valores de total do ativo e patrimônio líquido a partir de *splines* cúbicos deve gerar resultados mais acurados do que simplesmente repetir os dados divulgados até que uma nova informação esteja disponível. E é o que, em geral, encontramos ao comparar as estimativas da Tabela 3 com as da Tabela 4. Apesar de o delta CoVaR ser muito próximo em ambos painéis, a significância estatística é maior na Tabela 3, o qual utiliza valores semanais de aproximações de funções cúbicas. Desse modo, a utilização de *cubic splines* como *proxy* para expectativa de mercado parece fortalecer o resultado das estimações ao aumentar a significância estatística.

Existe na literatura uma ampla discussão sobre o comportamento do mercado financeiro antes e após o Plano Real. Em linhas gerais, a diferença principal entre os dois horizontes de tempo gira em torno da inflação verificada em cada período. A amostra utilizada neste estudo engloba o período de janeiro de 1987 até junho de 2012. Ao separarmos em duas amostras, uma que vai de 1T1987 a 2T1994, e outra de 3T1994

a 2T2012, tendo a implantação do Plano Real como divisor de águas, a alteração na dinâmica inflacionária pode ser claramente percebida. O primeiro período apresenta uma taxa média de inflação<sup>29</sup> de 24% ao mês contra 0,65% ao mês no segundo período. Esta diferença discrepante refletia as operações interbancárias das instituições, que antes da introdução do Plano Real auferiam aproximadamente um terço de suas receitas da inflação. Dados da ANDIMA e do IBGE apontam que o montante de receita inflacionária auferida pelos bancos chegou a 4,2% do PIB em 1993, e segundo cálculos do IPEA foi de 0,5% já em 1995.

Não é difícil supor que após a drástica mudança de patamar na inflação registrada no país os bancos precisaram alterar suas políticas de gerenciamento de recursos. Um ambiente de baixa inflação forçou os bancos a modificar o destino das aplicações dos recursos, logo, é interessante analisar, se houve mudança do ponto de vista do risco sistêmico. Com o intuito de verificar tal afirmativa, as estimações foram refeitas para as duas amostras – antes e após o Plano Real –, e o  $\Delta\text{CoVaR}$  foi novamente estimado. O resultado está disposto nas Tabelas 5 e 6 (abaixo).

**Tabela 6 -  $\Delta\text{CoVaR}$  dos bancos privados, pré-Plano Real**

Sistema = apenas bancos privados. Dados trimestrais das demonstrações financeiras aproximados via *cubic splines* para a periodicidade semanal. Amostra com dados de 1T1987 a 2T1994.

Ativo	$\Delta\text{CoVaR}$ 1%	p-valor	$\Delta\text{CoVaR}$ 5%	p-valor
BRIV4, Alfa Invest	13.25%	0.2177	<b>7.31%</b>	0.0028
BBCM4, Bandeirantes	20.06%	0.2148	<b>12.56%</b>	0.0000
BCNA4, Banco de Crédito Nacional	18.22%	0.2781	<b>11.42%</b>	0.0027
BBDC4, Bradesco	1.86%	0.9283	<b>15.32%</b>	0.0000
BCE4, Econômico	14.30%	0.2529	<b>13.17%</b>	0.0000
ITUB4, Itaú	<b>25.61%</b>	0.0849	<b>14.03%</b>	0.0000
BMCT4, Banco Mercantil de SP	10.02%	0.4947	2.78%	0.3854
BNAC4, Banco Nacional	<b>11.57%</b>	0.0341	<b>7.71%</b>	0.0000
BPRG4, Banco Progresso	4.15%	0.8058	1.16%	0.7652
REAL3, Banco Real	14.93%	0.3556	<b>8.81%</b>	0.0023
BNET4, Banco Noroeste	2.52%	0.8971	0.38%	0.9012
BFIT3, Banco Sudameris	<b>26.64%</b>	0.0748	<b>14.27%</b>	0.0000
UBBR3, Unibanco	3.54%	0.8416	<b>12.60%</b>	0.0000
MÉDIA (3 e 10 significativos a 10%)	<b>21,27%</b>	-	<b>11.72%</b>	-

Fonte: Elaborado pelo autor.

Ao invés de analisar apenas os maiores bancos, como foi feito para o período inteiro da amostra, optou-se por avaliar cada instituição que compreendesse, pelo menos, 260 dados amostrais<sup>30</sup>. Considerar todas as instituições nos permite verificar o

<sup>29</sup> Medida pelo Índice Nacional de Preços ao Consumidor Amplo (IPCA).

<sup>30</sup> O ponto de corte da amostra foi de pelo menos 5 anos.

resultado em termos de CoVaR para aqueles bancos que entraram em *default* após a queda da inflação – Banco Nacional e Banco Econômico -, e avaliar a tendência de contribuição sistêmica dos bancos antes e depois do Plano Real.

**Tabela 7-  $\Delta$ CoVaR dos bancos privados, pós-Plano Real**

Sistema = apenas bancos privados. Dados trimestrais das demonstrações financeiras aproximados via *cubic splines* para a periodicidade semanal. Amostra com dados de 3T1994 a 2T2012.

Ativo	$\Delta$ CoVaR 1%	p-valor	$\Delta$ CoVaR 5%	p-valor
CRIV4, Alfa Financeira	<b>1.89%</b>	0.0390	0.38%	0.3083
BRIV4, Alfa Invest	1.30%	0.4585	0.37%	0.5713
BBCM4, Bandeirantes	0.11%	0.9532	0.50%	0.9481
BBDC4, Bradesco	<b>8.35%</b>	0.0992	<b>5.14%</b>	0.0000
CZRS4, Cruzeiro do Sul	12.70%	0.5270	0.74%	0.5791
DAYC4, Daycoval	2.40%	0.7158	0.62%	0.3384
IDVL4, Indusval	2.57%	0.6177	1.34%	0.3228
ITUB4, Itaú	<b>4.75%</b>	0.0000	<b>3.94%</b>	0.0000
BMEB3, Mercantil do Brasil	0.30%	0.8587	-0.07%	0.8834
MERC4, Mercantil Financeira	<b>2.68%</b>	0.0011	<b>0.34%</b>	0.0045
BMIN4, Mercantil Invest	1.22%	0.1813	0.10%	0.4237
BMCT4, Mercantil de SP	<b>5.31%</b>	0.0332	<b>2.00%</b>	0.0000
BPNM4, Panamericano	<b>12.52%</b>	0.0364	-0.19%	0.7662
PRBC4, Banco Paraná	4.01%	0.1021	<b>2.17%</b>	0.0122
PINE4, Banco Pine	3.94%	0.2916	<b>2.71%</b>	0.0015
REAL3, Banco Real	3.86%	0.3296	<b>2.12%</b>	0.0397
RNTP3, Banco Renner	<b>3.81%</b>	0.0723	0.29%	0.6813
SANB11, Santander	1.96%	0.2128	0.79%	0.4321
SFSA4, Sofisa	3.79%	0.2578	1.17%	0.1633
BFIT3, Sudameris	1.65%	0.3788	<b>0.53%</b>	0.051
UBBR3, Unibanco	2.96%	0.1364	<b>2.08%</b>	0.0376
MÉDIA (7 e 9 signif. a 10%)	<b>5.26%</b>	-	<b>2.35%</b>	-

Fonte: Elaborado pelo autor.

Algumas considerações importantes podem ser tiradas das tabelas 5 e 6. A amostra do período que precede o plano econômico é composto por 13 instituições<sup>31</sup>, aonde 10 delas, ou 76,9%, quando expostas a um *Value at Risk* de 5%, causam uma contribuição média de 11,72% ao risco sistêmico – todas estatisticamente significante a 1%. Enquanto que a mesma comparação feita para o segundo subperíodo revela que apenas 9 das 21 instituições, ou 43%, contribuem para o aumento do risco dos sistema e ainda assim, a uma média de 2,35%, ou seja, muito inferior ao período pré-Plano Real.

<sup>31</sup> Aqui são citadas apenas as instituições que dispõe de 260 dados amostrais entre 1T1987 a 2T1994.

Além disso, os bancos Econômico e Nacional mostram forte contribuição sistêmica de 13,17% e 7,71%<sup>32</sup>, respectivamente. Uma observação curiosa e inicialmente contra intuitiva é o resultado geral para o  $\Delta\text{CoVaR}$  de 1%, que acusa significância estatística<sup>33</sup> para apenas 3 bancos analisados, ou 23%. Uma possível causa desse comportamento é que a amostra das instituições é relativamente pequena, média de 341 observações por instituição. Apesar de 341 dados, de forma absoluta, não aparentar ser uma amostra pequena, é útil lembrar que as estimações foram feitas a partir de uma regressão quantílica com o quantil de 1%, o que, em geral, nos exige maior quantidade de dados maior do que o usual para obtermos uma estimação satisfatória. As estimações da Tabela 6, por sua vez, ainda que também apresentem comportamento semelhante, revelam 8 dos 21 bancos, ou 38%, estatisticamente significativos, e para esse segundo subperíodo a média de dados amostrais é 549 por instituição, o que reforça ideia de carência de dados amostrais quando analisamos o quantil 1%.

Em linhas gerais, os resultados indicam que no período de alta inflação, pré-Plano Real, os bancos se caracterizaram por uma maior contribuição ao risco sistêmico do que no período de baixa inflação, pós-Plano Real. No Brasil, cada uma das instituições financeiras analisadas adicionava, em média, 11,72% de risco ao sistema quando se encontravam em um *Value at Risk* de 5% num ambiente de alta inflação, entretanto, a média reduziu-se para 2,35% num ambiente de baixa inflação. A estimação do  $\text{CoVaR}$  e do  $\Delta\text{CoVaR}$  não nos permite dizer se a inflação está aliada a um aumento na contribuição causal, na contribuição dirigida por um fator comum, ou se ambos os casos. Uma possível explicação para este resultado pode residir nas mudanças regulatórias, implementadas a partir do segundo trimestre de 1994, tais como a adoção de medidas sugeridas pelo Comitê de Basileia para Supervisão Bancária a partir da Resolução n° 2.099 pelo Banco Central do Brasil em agosto de 1994<sup>34</sup>; nas mudanças no Sistema de Pagamentos Brasileiro (SPB), principalmente de 2001 e 2002 que tiveram o foco na administração de riscos; ou na maior acurácia na análise de demonstrativos

---

<sup>32</sup> A relação estabelecida se mantém, ou seja, o valor percentual de contribuição ao risco do sistema referente ao  $\Delta\text{CoVaR}$  de acordo com um *Value at Risk* de 5% da instituição em questão.

<sup>33</sup> 10% de significância.

<sup>34</sup> O Comitê de Basileia de Supervisão Bancária nada mais é do que um comitê estabelecido, em 1975, pelos presidentes dos bancos centrais do Grupo dos Dez (G10). Tal comitê agrega representantes das autoridades de supervisão bancária e dos bancos centrais da Alemanha, Bélgica, Canadá, Espanha, França, Holanda, Itália, Japão, Luxemburgo, Reino Unido, Suécia, Suíça, e Estados Unidos.

financeiros, por parte dos agentes econômicos, que o baixo nível geral de preços propiciou.

A adequação do sistema financeiro brasileiro às diretrizes de controle de capital desenhadas pelo Comitê de Basileia para Supervisão Bancária caracterizou-se como um processo defasado<sup>35</sup> e gradual. A adoção das normas do Acordo de Capital divulgado pelo Comitê de Basileia em 1988 assentou um conjunto mínimo de diretrizes que visavam adequar e, de certa forma, mitigar parte do risco de capital dos bancos. Tais diretrizes podem ter contribuído para fortalecer a estabilidade do sistema financeiro brasileiro. A principal mudança advinda da resolução n° 2.099 foi a implementação da obrigatoriedade por parte das instituições financeiras de fixar o Patrimônio Líquido Exigido (PLE) num valor de, pelo menos, 8% de seus próprios ativos ponderados por alguns fatores de risco. Mais tarde, em novembro de 1997, o percentual mínimo subiu para 11%, de acordo com a circular n° 2.784, do Banco Central do Brasil. Além disso, visando incorporar métricas padronizadas de risco de mercado ao cálculo de capital exigido, o BCB emitiu a Resolução n° 2.606 em 1999, e a Resolução n° 2.692 de 2000, que definiam as bases de capital mínimo de acordo com o risco de operações de câmbio/ouro e taxa de juros. Na resolução de 2000 o BCB estabeleceu parâmetros baseados no *Value at Risk* como instrumento para o cálculo da exigência de capital para as taxas de juros prefixadas.

O Acordo de 1988 começou a ser revisto pelo Comitê, que lançou uma proposta para um Novo Acordo de Capital da Basileia em janeiro de 2001. Tal proposta visava cobrir pontos que não estavam presentes no primeiro Acordo – que se limitava a questões de exigência de capital. Após três rodadas de estudos técnicos quantitativos<sup>36</sup> voltados para as esferas de risco de crédito, de mercado, e operacional, o documento

---

<sup>35</sup> Tais diretrizes foram adotadas pelos países membros do Comitê em 1992.

<sup>36</sup> Em 2001, o Comitê de Basileia trabalhou no *Quantitative Impact Study*, que teve inicialmente duas versões, o QIS2 e o QIS2.5 – o QIS1 foi um estudo preliminar feito em 2000 apenas com o intuito de calibrar os dados para o QIS2. O intuito desse trabalho foi avaliar impactos das alterações propostas em no funcionamento do sistema financeiro dos países do G10. Os resultados do QIS podem ser encontrados em: <http://www.bis.org/bcbs/qis/qis2summary.pdf>.

Após a análise dos resultados, o *Quantitative Impact Study 3* foi feito em 2002, que avaliou novas alterações propostas após o resultado preliminar do QIS2.5, e teve uma acurácia maior por ser mais detalhado. Apesar do suporte dado pelos QIS 1, 2, 2.5, e 3, alguns países membros optaram por realizar testes com foco exclusivamente nacional antes de implementar as proposições do Basileia II, que ficaram conhecidos como QIS4.

Por fim, em março de 2005, o Comitê decidiu rever a calibração dos estimadores e trabalhou no QIS5 afim de fornecer uma revisão concisa das previsões.

final de Basiléia II, como ficou conhecido, foi divulgado em junho de 2004<sup>37</sup>. O segundo documento compreende avaliações sobre o risco de crédito, risco de mercado, e o risco operacional, além disso, ampara-se em três pilares fundamentais: exigência de capital mínimo; processo de revisão e supervisão; e disciplina de mercado.

Na esteira desse processo, o Banco Central do Brasil, em 2004, empreendeu um estudo quantitativo e qualitativo do impacto de diversas alterações de alocação de capital, considerando riscos operacionais, sob o plano de fundo do Basiléia II. Já em dezembro de 2004, o BCB emitiu o Comunicado n° 12.746 que determinou a cronologia e os procedimentos para a implementação do segundo Acordo no Brasil<sup>38</sup>. Em dezembro 2010, o Comitê publicou o documento chamado *International framework for liquidity risk measurement, standards and monitoring*, ou Basiléia III. Esta nova versão do Acordo é composta por um amplo conjunto de medidas de reforma visando fortalecer a regulação, supervisão, e gerenciamento de risco do setor bancário. As preocupações causadas pelo enfraquecimento do sistema financeiro internacional devido à crise do *subprime* contribuiu para que o foco das mudanças se concentrasse nos seguintes pontos: *i*) melhorar a habilidade do setor bancário em absorver choques que advenham de tensões econômicas e financeiras; *ii*) melhorar a governança e o gerenciamento de risco; e *iii*) fortalecer a transparência dos bancos. O BCB, por sua vez, por intermédio do Comunicado n° 20.615 de fevereiro de 2011<sup>39</sup>, divulgou as orientações e o cronograma da implementação das recomendações feitas no Basiléia III.

Como se pode constatar, desde a implantação do Plano Real, muitos foram os esforços do BCB na tentativa de implantar regras no sistema financeiro brasileiro visando reduzir o risco sistêmico das instituições bancárias. Tais medidas – principalmente o Basiléia I e II, já que o Basiléia III é muito recente – podem estar influenciando diretamente os resultados das estimações feitas neste estudo. Como a análise elaborada neste capítulo é estática, capturamos apenas uma tendência de risco para todo o período utilizado como amostra. Portanto, a grande diferença de contribuição ao risco sistêmico das instituições pode estar atrelada às mudanças

---

<sup>37</sup> O Acordo de Basiléia II, como é conhecido, nada mais é que o *International Convergence of Capital Measurement and Capital Standards*, disponível em <http://www.bis.org/publ/bcbs128.pdf>.

<sup>38</sup> Vale notar que o Comunicado n° 12.746 frisa que as normas foram adaptadas às condições, peculiaridades e estágio de desenvolvimento do sistema financeiro brasileiro. Tal documento está disponível no seguinte endereço: <https://www3.bcb.gov.br/normativo/detalharNormativo.do?N=104206982&method=detalharNormativo>.

<sup>39</sup> Disponível em: <https://www3.bcb.gov.br/normativo/detalharNormativo.do?method=detalharNormativo&N=111011733>.

graduais que foram sendo implementadas no período que verificamos baixa inflação no Brasil.

Uma explicação alternativa para o reduzido grau de risco sistêmico pós-Plano Real, se comparado ao período anterior, se concentra nas informações sobre cada instituição que chegam aos agentes econômicos. Conforme destaca Braga (1992), avaliar demonstrações financeiras em um ambiente caracterizado por alta inflação exige a conversão prévia de valores formados em diferentes períodos de tempo para a moeda de igual poder aquisitivo, e mensurar as perdas e ganhos provocados pela inflação. A complexidade de um tratamento técnico eficaz pode obscurecer alguns pontos básicos prejudicando a análise. Do ponto de vista financeiro, a inflação acaba por se tornar um fator aleatório que deve ser adicionado ao risco empresarial, pois, dificulta a avaliação ao impedir o claro discernimento dos elementos reais daqueles de natureza puramente monetária. Portanto, torna a gestão financeira mais complicada e aumenta a incerteza no processo decisório.

Modigliani e Cohn (1979) argumentam que, muitas vezes, investidores não tratam corretamente as taxas de desconto reais e nominais, obtendo resultados incorretos nas avaliações de empresas listadas em bolsa de valores. Os trabalhos de Feldstein (1980), Fama (1981), e Pindyck (1983) analisam a tendência dos preços das ações com relação a altas taxas de inflação, já que parece haver algum tipo de comportamento anômalo<sup>40</sup>. Apesar de os autores não chegarem aos mesmos resultados, a literatura sobre o assunto é unânime em apontar que a alta inflação influencia diretamente a percepção dos investidores com relação às ações. Bierman (1981) chama atenção para o fato de que o cálculo do fluxo de caixa futuro – que é de extrema relevância para estimação de valor via análise fundamentalista – torna-se muito complexo quando a inflação corrente é elevada, uma vez que não há concordância sobre os valores futuros da moeda. O autor destaca que apesar de a inflação significar oportunidade de ganhos para algumas empresas, inevitavelmente a análise acurada de cada companhia torna-se mais difícil levando muitos agentes a desconsiderar detalhes importantes na avaliação. Além disso, Bierman (1980) cita que a presença de um elevado processo inflacionário adiciona grande incerteza ao ambiente de tomada de decisão, logo, investidores tornam-se mais relutantes em confiar nas decisões dos executivos das empresas. Este processo acaba

---

<sup>40</sup> Comportamento inconsistente com a teoria dos mercados eficientes - ver Fama (1975), p.269.

por instaurar uma desconfiança que limita a capacidade dos analistas em discernir quais empresas terão boa performance no futuro.

De certo modo, alta inflação pode levar os agentes econômicos a dar menor importância, ou mesmo ignorar questões específicas de cada empresa, e preocupar-se mais com o resultado geral do setor de atuação de cada companhia. Um resultado direto disto seria que muitas decisões de investimento seriam guiadas exclusivamente por questões macro que afetam todas as empresas, logo, as ações das companhias seriam afetadas de forma mais homogênea em resposta a novas informações do que se verificaria em momentos de baixa inflação – que propiciariam melhores condições para os analistas avaliar cada empresa individualmente.

Quando medimos o risco sistêmico com base no valor de mercado dos ativos totais essa “tendência setorial” pode ser captada como maior risco sistêmico. O que, de certa forma, não nos parece equivocado, uma vez que, uma nova informação prejudicial a um banco específico que chegue ao mercado, e leva os investidores a reduzir posições em todo o setor bancário – pois, conforme já citado, a falta de informações individuais leva os agentes a evitarem todas as empresas do mesmo ramo com receio de que também sejam afetadas –, nada mais é do que uma capacidade maior de cada instituição em gerar risco para o sistema como um todo. Em outras palavras, cada participante do mercado “carrega” mais risco sistêmico. Desse modo, períodos de alta inflação podem estar relacionados com maior risco sistêmico por parte dos bancos.

Em linhas gerais, este capítulo apresentou os resultados das estimações estáticas de risco sistêmico para subgrupos e instituições financeiras individuais, destacando algumas conclusões importantes. A primeira delas é que bancos tendem a gerar mais risco sistêmico em ambientes de instabilidade monetária do que em ambientes de estabilidade, fato evidenciado pela grande diferença entre os níveis de risco entre os períodos pré e pós-Plano real. Além disso, algumas outras conclusões também podem ser listadas, tais como a baixa representatividade de empresas seguradoras e construtoras na contribuição ao risco sistêmico do mercado financeiro brasileiro - diferentemente do que ocorre no mercado financeiro norte-americano. Bancos públicos contribuem em menor escala para o risco sistêmico do que bancos privados. Verificou-se que o grupo composto por todos os bancos públicos contribuem para o risco do sistema, entretanto, a análise individual, revelou não significância. Isto remete à conclusão de que os bancos públicos são propensos a gerar risco sistêmico em conjunto, mas não individualmente. Este resultado está em linha com a hipótese levantada anteriormente, de que os bancos

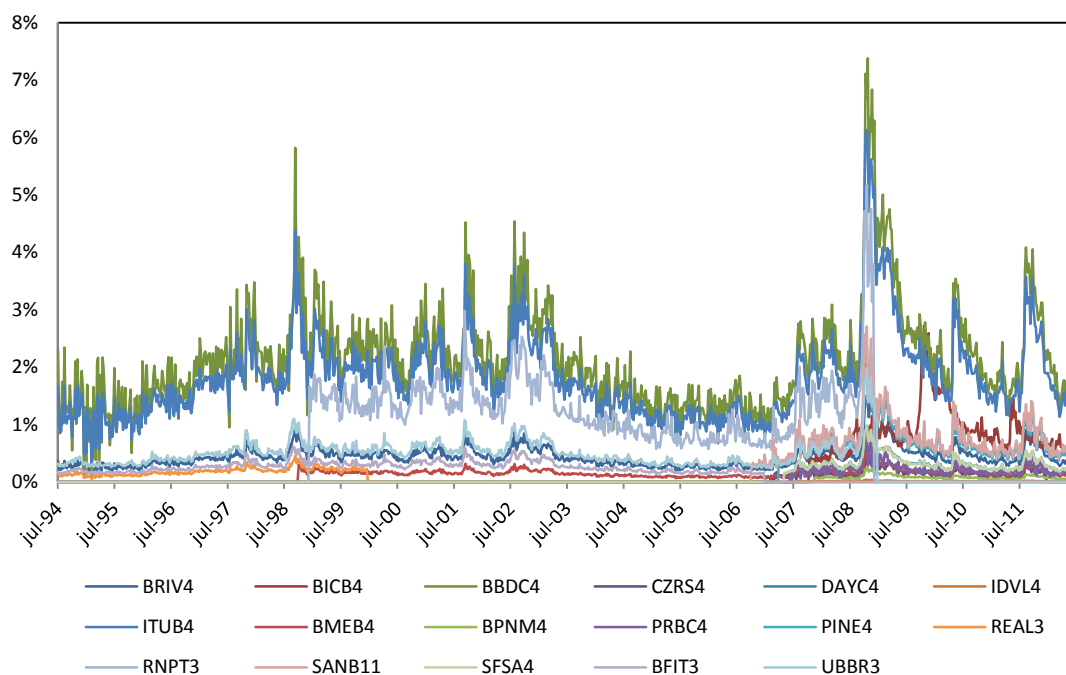


públicos contam com a ressalva do governo, porém, quando a maioria deles parece ter problemas financeiros, a crença de salvamento por parte do governo enfraquece gerando risco sistêmico.

## 5. CoVaR COM VARIÁVEIS DE ESTADO

Com o intuito de estimar a contribuição sistêmica de cada instituição, estimou-se o  $\Delta CoVaR$  para todos os bancos privados da amostra que possuíam, pelo menos, 260 dados amostrais, ou seja, cinco anos de observações. A análise dinâmica torna a avaliação mais complexa, uma vez que a percepção de risco advinda de crises internacionais impacta de maneira diversa entre as instituições, aglutinar os dados e avaliar de forma conjunta, como foi feito nas estimações estáticas, poderia nos levar a conclusões errôneas sobre o comportamento global do risco sistêmico. Além disso, poucos bancos dispõem de dados para todo o período pós-Plano Real o que exige ainda mais cuidado na avaliação dos resultados. Não expressamos uma média geral para cada instituição como foi feito no capítulo anterior, pois, isto acarretaria em comparações ancoradas em diferentes períodos de tempo.

Portanto,  $\Delta CoVaR_t$  foi estimado para 17 instituições financeiras<sup>41</sup> que cumpriam com a restrição de dados amostrais. Em geral, os resultados são bastante similares com o encontrado na estimação estática, a contribuição sistêmica dos bancos no período pós-Plano Real é baixa, nunca acima de 8%, como a Figura 4 demonstra.



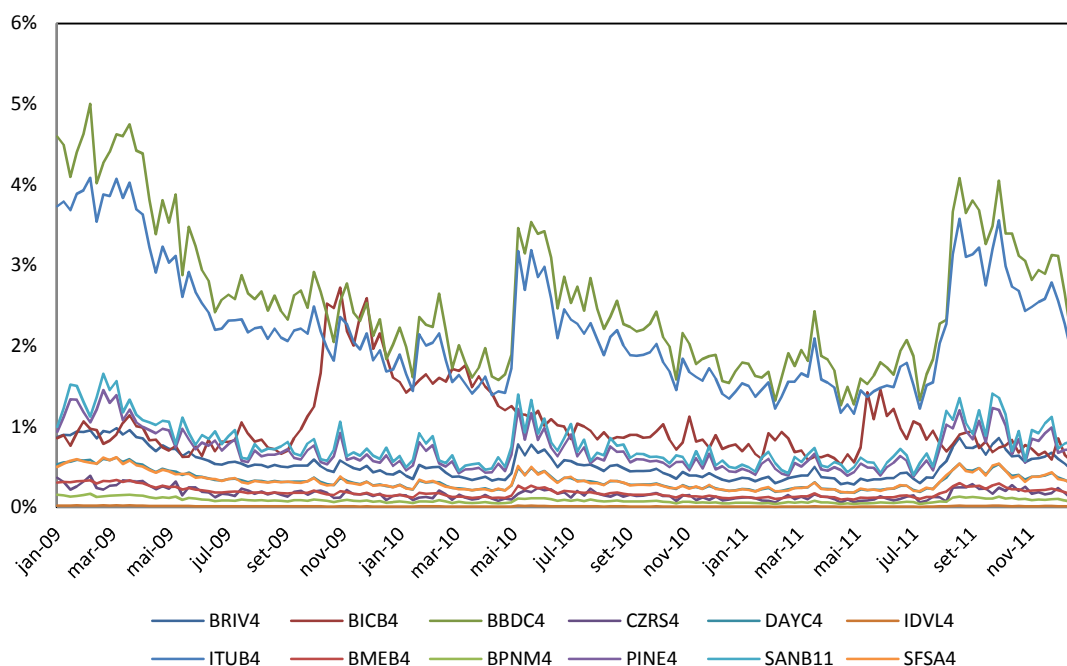
<sup>41</sup> Banco Alfa, BicBanco, Bradesco, Cruzeiro do Sul, Daycoval, Indusval, Itaú (ItaúUnibanco), Mercantil do Brasil, Panamericano, Paraná, Pine, Real, Renner, Santander, Sofisa, Sudameris, e Unibanco.

**Figura 3 -  $[\Delta\text{CoVaR}]_t$  das 17 instituições financeiras**

Fonte: Elaborado pelo autor.

Com o intuito de analisar a relação da contribuição de risco sistêmico entre os bancos, e explorar os níveis de risco conforme alguns fatores conhecidamente utilizados como *benchmark* na percepção de risco por parte dos agentes econômicos, todos os valores existentes de  $\Delta\text{CoVaR}_t$  foram cruzados com as 939 semanas - excluiu-se a primeira semana de julho de 1994 para evitar ligações com o período pré-Plano Real, já que lidamos com taxas de variação. Feito isso, escolheu-se um intervalo de tempo que continha o maior número de instituições financeiras com amostra disponível. Este período compreende 156 semanas, da primeira semana de 2009 até a última semana de 2011 – 02/01/2009 a 23/12/2011 –, e conta com dados de 12 instituições financeiras<sup>42</sup>.

Selecionar um período de tempo único para todos os bancos nos permite comparar níveis médios de contribuição sistêmica. A Figura 5 consolida o  $\Delta\text{CoVaR}_t$  estimado para o período em questão.



**Figura 4-  $[\Delta\text{CoVaR}]_t$  das 12 instituições financeiras**

Fonte: Elaborado pelo autor.

<sup>42</sup> São eles: Banco Alfa, BicBanco, Bradesco, Cruzeiro do Sul, Daycoval, Indusval, ItaúUnibanco, Mercantil do Brasil, Panamericano, Pine, Santander, e Sofisa.

Uma análise visual nos mostra que os dois maiores bancos da amostra, ItaúUnibanco e Bradesco, mantêm níveis de contribuição sistêmica muito próximos e claramente acima dos outros bancos. Outra característica que a figura evidencia é que os picos parecem convergir – mar-09, jun-10, e set-11 –, mas o risco expresso por alguns bancos é mais volátil que outros. E por fim, é evidente a divergência entre as médias condicionais das instituições financeiras.

A Tabela 7 sintetiza as médias dos valores estimados de de cada instituição, e alguns índices usualmente utilizados como indicação de risco por parte dos agentes econômicos - citados como *benchmark* anteriormente no texto.

**Tabela 8 - Média dos índices dos 12 bancos selecionados**

Ticker	Banco	$\Delta CoVaR_t$	Tamanho (% Ativo)	Passivo/PL	VaR	Índice Basileia
BRIV4	Alfa	0,46%	0,48%	8,13	-7,25%	19,86
BICB4	BIC	1,03%	0,53%	7,62	-11,62%	17,46
BBDC4	Bradesco	2,58%	21,68%	12,75	-6,85%	16,12
CZRS4	Cruzeiro do Sul	0,17%	0,35%	11,70	-13,14%	16,28
DAYC4	Daycoval	0,33%	0,32%	4,92	-8,21%	22,59
IDVL4	Indusval	0,01%	0,13%	7,05	-10,12%	21,09
ITUB4	ItaúUnibanco	2,22%	25,67%	12,05	-6,91%	16,18
BMEB4	Mercantil do Brasil	0,17%	0,41%	13,82	-11,56%	13,60
BPNM4	Panamericano	0,08%	0,46%	10,72	-8,29%	12,00
PINE4	Pine	0,71%	0,31%	9,55	-6,77%	17,56
SANB11	Santander	0,79%	13,33%	5,37	-9,36%	28,50
SFSA4	Sofisa	0,33%	0,17%	5,66	-8,74%	17,94

Obs.: Todos os valores acima expressam a média do indicador no subperíodo analisado (jan-09 a dez-11).

*Tamanho* representa o percentual do ativo do banco sobre o ativo de todo o sistema financeiro. O *VaR* foi estimado por regressão quantílica, no quantil 5%.

Fonte: Economática, Banco Central do Brasil, e estimações feitas pelo autor.

Os quatro índices escolhidos foram: *tamanho*, medido pela representação do ativo da instituição no ativo total do sistema financeiro<sup>43</sup>; relação *capital de terceiros sobre capital próprio*, medido pela razão entre o passivo e o patrimônio líquido do banco<sup>44</sup>; *Value-at-Risk*, medido por regressão quantílica com  $q = 5\%$ ; e *Índice de*

<sup>43</sup>  $Tamanho_T^i = \frac{\sum_{t=0}^n Ativo^i}{\sum_{t=0}^n Ativo^{sis}}$ , onde  $T = \{0, \dots, n\}$ ,  $i$  representa uma instituição

específica, e *sis* representa todo o sistema financeiro.

<sup>44</sup> A métrica que representa exatamente a relação Capital de Terceiros sobre Capital Próprio não é expressa por Passivo sobre Patrimônio Líquido, e sim pela soma de todos os passivos, de curto e longo

*Basiléia* (IB), mensurado pelo Banco Central do Brasil<sup>45</sup>. Todos os valores são expressos em média do subperíodo selecionado, seguindo a mesma metodologia de cálculo – ver referência de *tamanho*.

Os índices foram escolhidos de forma discricional, mantendo duas únicas restrições: facilmente obtidos, e que possuam sentido econômico. A primeira restrição remete à condição de que qualquer participante do mercado tenha acesso a este tipo de informação. Os quatro índices cumprem este requisito já que valor do ativo, passivo, e patrimônio líquido são informações de divulgação obrigatória para todas as instituições participantes do mercado de capitais, o VaR é uma métrica consolidada no mercado há vários anos, e o Índice de Basiléia é divulgado trimestralmente pelo Banco Central do Brasil<sup>46</sup>.

Além disso, é razoável supor que a contribuição de cada instituição ao risco sistêmico é influenciada pelo seu tamanho, e que a exposição a capital de terceiros é uma fonte de risco ao negócio. O VaR e o Índice de Basiléia são métricas que incorporam o risco e a solvência das instituições. Portanto, nenhum dos indicadores selecionados carece de sentido econômico.

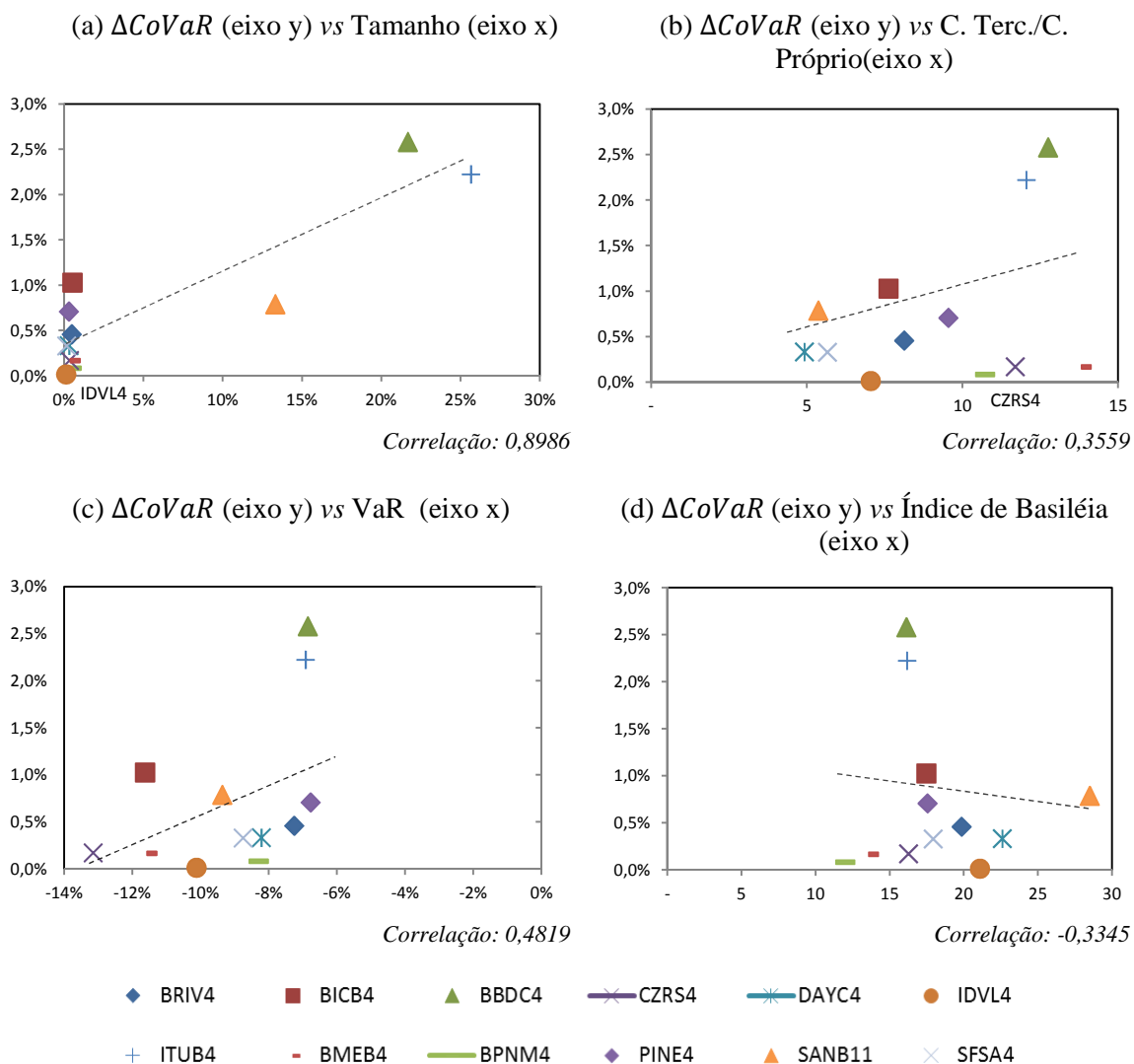
A Figura 6 relaciona o  $\Delta CoVaR_t$  estimado com cada um dos índices selecionados.

---

prazo, sobre o Patrimônio Líquido. Como  $\frac{Passivo\ Total}{Patrimônio\ Líquido} = \frac{Passivo\ CP + Passivo\ LP + PL}{PL} = \frac{PCP + PLP}{PL} + 1$ , por questão de simplificação utilizamos o índice Passivo Total sobre Patrimônio Líquido.

<sup>45</sup> Relação entre o Patrimônio de Referência (PR) e os risco ponderados conforme regulamentação do BCB, ou Patrimônio de Referência Exigido (PRE). Para detalhes sobre a métrica, consultar [http://www4.bcb.gov.br/top50/port/esc\\_met.asp](http://www4.bcb.gov.br/top50/port/esc_met.asp)

<sup>46</sup> Relatório “50 maiores bancos e o consolidado do Sistema Financeiro Nacional”, do BCB.



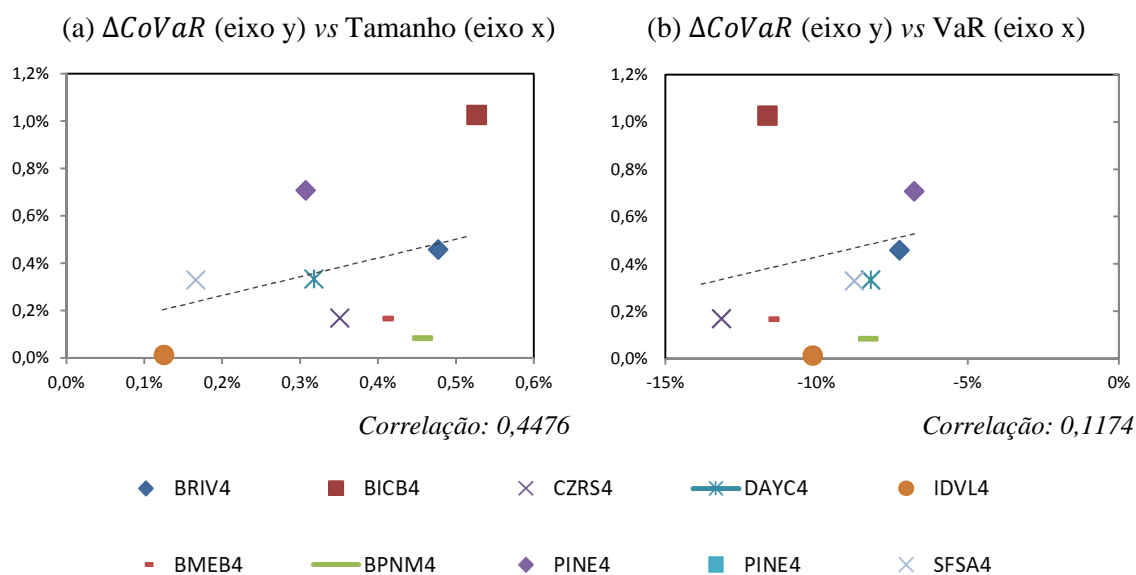
**Figura 5 -  $[\Delta CoVaR]_t$  versus índices**

Fonte: Elaborado pelo autor.

A linha pontilhada em cada um dos gráficos da Figura 6 indica a tendência linear da relação entre o  $\Delta CoVaR_t$  estimado e o índice. Em (a), a relação entre o risco gerado e o tamanho do banco medido pela correlação parece ser forte, 0,8986<sup>47</sup>, e até mesmo a análise visual, de certo modo, induz a este resultado. Porém, uma característica do mercado financeiro brasileiro é a existência de poucos *players* com grandes fatias de mercado. Para fins de ilustração, os três maiores bancos, Bradesco, ItaúUnibanco, e Santander, juntos representam 61% de todos os ativos do sistema, com participações de

<sup>47</sup> As correlações foram calculadas com base em uma amostra muito pequena, 12 observações, e até 9 observações em alguns casos. Portanto, é necessário levar em consideração que esta amostra reduzida enfraquece os resultados. Infelizmente, em decorrência do tamanho do mercado de capitais brasileiro, não há como ampliar o número de observações. Desse modo, prosseguimos com a análise sob as medidas de correlação ao mesmo tempo em que mantemos a ressalva de que há poucas observações, pois utilizou-se o que está disponível.

22%, 26%, e 13%, respectivamente. Atento a este fato, em (a) da Figura 7, é exposta a mesma relação, excluindo os três maiores bancos.



**Figura 6 -  $[\Delta CoVaR]_{-t}$  versus Tamanho e VaR, nove bancos**

Fonte: Elaborado pelo autor.

Visualmente percebemos que uma tendência se mantém, mas menos acentuada que a versão com doze bancos. A correlação, por sua vez, se reduz abruptamente para 0,4476 – mantidas as ressalvas quanto ao número reduzido de observações. Este resultado indica que o tamanho do banco, de certa forma, condiz com o risco sistêmico que ele gera, porém, conforme o tamanho do banco aumenta, em relação ao mercado como um todo, o risco gerado torna-se cada vez mais relacionado com a variável tamanho. Em resumo, quando as instituições são de porte pequeno, o tamanho de seus ativos possui pouca relação com o risco que geram, porém, quando são de grande porte, o tamanho de seus ativos é majoritário na geração de risco. Ou seja, a contribuição ao risco sistêmico por parte dos bancos não mantém uma relação linear com o tamanho dos seus ativos.

Em (b) na Figura 6, a relação entre alavancagem<sup>48</sup> e  $\Delta CoVaR$  está de acordo com o esperado, tendência positivamente inclinada, porém, a correlação não é forte, 0,3559. Capital de Terceiros sobre Capital Próprio tende a andar no mesmo sentido que a contribuição ao risco sistêmico, mas a relação indicada é fraca.

<sup>48</sup> Considerando que a relação Passivo Total sobre Patrimônio Líquido seja uma forma grosseira de medir alavancagem.

A correlação positiva entre o  $\Delta CoVaR$  e o VaR estimado, médias do período, em (c) – Figura 6 –, evidencia a fraca ligação entre o *Value-at-Risk* e o risco sistêmico gerado medido por CoVaR. Como o VaR está medido em variação máxima esperada e o  $\Delta CoVaR$  em contribuição ao risco sistêmico, se há uma relação no mesmo sentido, espera-se que a correlação seja negativa, indicando que maiores oscilações negativas de VaR acompanham maiores contribuições sistêmicas, entretanto, a correlação calculada não condiz com esta tendência. Em (b) na Figura 7, a relação foi refeita excluindo-se os três maiores bancos, com o intuito de verificar se os maiores bancos distorcem a análise. Entretanto, a correlação continua positiva, 0,1174, e visualmente o resultado é similar. Isto reforça o argumento de que uma regulação bancária apropriada não deve se basear apenas no VaR das instituições, mas também, em uma medida capaz de expressar as externalidades, em forma de risco, das instituições participantes do sistema financeiro.

Por fim, em (d), na Figura 6, temos a relação entre o  $\Delta CoVaR$  e Índice de Basileia de cada uma das doze instituições. O IB é um índice de adequação de capital que estabelece um capital mínimo ponderado pelo risco. Isto nos diz que quanto maior é o valor do índice de um banco, mais bem capitalizado ele está frente ao risco que está correndo. Portanto, a relação que se espera é que quanto maior o IB menor é o  $\Delta CoVaR$ , e é exatamente isto que o gráfico (d) mostra, com a linha de tendência negativamente inclinada. Entretanto, a fraca correlação -0,3345 nos remete ao mesmo ponto visto em (c), a métrica utilizada na regulamentação vigente está centrada em captar o risco individual e não o risco sistêmico. Como o VaR não é capaz de mensurar o risco que cada instituição contribui para o risco sistêmico, o resultado é transferido<sup>49</sup> para o IB que herda uma relação fraca com o  $\Delta CoVaR$ .

Com base em trabalhos de outros autores como Acharya et. al (2010), Huang et. al (2011), e, principalmente Adrian e Brunneimeier (2011), entre outros, os resultados deste estudo corroboram com a prerrogativa de que o *Value-at-Risk* é insuficiente como medida base de risco do ponto de vista de um órgão regulador, por tratar exclusivamente do risco individual. Em síntese, a aplicação para o caso brasileiro mostra conclusões gerais em linha com os estudos aplicados em outros países, intensificando a necessidade de uma melhor adaptação das métricas contabilizadas por órgãos reguladores. Adicionalmente, a relação entre o tamanho da instituição com sua efetiva transferência de risco para o sistema, ao contrário do que comumente se

---

<sup>49</sup> Esta transferência se dá por meio das regras estabelecidas para cálculo do capital mínimo exigido.



imagina, é não linear. Nesse sentido, devido à característica de alta concentração, o estudo aplicado ao mercado brasileiro, parece capaz de trazer uma contribuição relevante à literatura.

## 6. CONCLUSÃO

A regulação bancária vigente, ancorada no Acordo de Basiléia, tem como meta preservar a saúde do sistema financeiro. Entretanto, as métricas de risco para cálculo do requerimento mínimo de capital baseiam-se apenas em medidas de risco individual, ignorando assim, a potencialidade de risco sistêmico de cada *player* no mercado.

Este estudo utilizou-se da metodologia proposta por Adrian e Brunnermeier (2011), o CoVaR, para estimar a contribuição ao risco sistêmico das instituições financeiras participantes do mercado de capitais brasileiro, e avaliar o comportamento do risco sistêmico frente ao setor bancário. Assim, a principal contribuição deste artigo concentra-se na verificação de padrões de risco para o mercado brasileiro, bem como a verificação de relações entre variáveis facilmente observáveis – tamanho, alavancagem, Índice de Basiléia – e a contribuição sistêmica das instituições financeiras – não diretamente observável.

Os resultados evidenciam alguns pontos relevantes a serem citados. Ao analisar os períodos pré e pós-Plano Real, verificou-se uma grande diferença entre os níveis de risco gerados pelos participantes do mercado, com patamares consideravelmente mais baixos desde agosto de 1994. Além disso, a relação entre risco e tamanho do banco, medido pelo total dos ativos, não é linear. Em resumo, quando bancos são pequenos, o tamanho não é um fator predominante na determinação do risco que ele transmite ao sistema financeiro, porém, quando a instituição bancária representa uma grande fatia do setor, seu tamanho é majoritário na determinação da contribuição ao risco sistêmico. Ainda, o Índice de Basiléia não acompanha o risco sistêmico dos bancos, ou seja, bancos com potencial de gerar grandes contribuições ao risco sistêmico, muitas vezes, indicam IB mais altos que outros bancos potencialmente menos arriscados. Uma extensão deste ponto é que o *Value at Risk* não é capaz de sinalizar o comportamento do risco sistêmico, dado sua baixa correlação com o CoVaR.

O mercado de capitais no Brasil, por possuir limitada abrangência, tanto em número de empresas quanto em liquidez, implica em algumas limitações ao trabalho que não podem deixar de serem comentadas. O reduzido número de instituições financeiras nacionais cadastradas na bolsa de valores e o baixo nível de liquidez da maioria dos ativos implicam em uma amostra disponível reduzida. Portanto, as relações

que são feitas a partir do risco sistêmico são ancoradas em um pequeno número de dados, o que enfraquece as conclusões. Assim, é importante que outros trabalhos se voltem na aplicação de outras metodologias ou utilização de diferentes fontes de dados ao mesmo problema para que se possa fortalecer os resultados encontrados e/ou melhor entender o funcionamento do risco sistêmico no mercado financeiro brasileiro.

Por fim, alguns dos resultados encontrados neste trabalho abrem caminho para estudos futuros. A sensibilidade exata entre o risco e variáveis como tamanho e alavancagem das instituições financeiras é de suma importância para que possamos melhor compreender as fontes do risco sistêmico. A inclusão de mais variáveis de estado pode melhorar a acurácia das estimações feitas, gerando resultados amplamente comparáveis entre as instituições.

## REFERÊNCIAS

- ACHARYA, V.; PEDERSSSEN, L.; PHILIPPON, T.; RICHARDSON, M. Measuring Systemic Risk. Federal Reserve Bank of Cleveland, *Working Paper Series*, 10-02, Março, 2010.
- ADRIAN, Tobias;e BRUNNERMEIER, Markus, K. CoVaR. *NBER Working Paper*,17454, 1–43, 2011.
- AGÉNOR, P.R.; MILLER, M.; VINES, D.; WEBER, A. (Ed.). The Asian Financial Crisis: Causes, Contagion and Consequences. Cambridge, UK: *Cambridge University Press*, 2000.
- AHARONY, J.; SWARY, I. Contagion Effects of Bank Failures: Evidence from Capital Markets. *The Journal of Business*, University of Chicago Press, v.56, p. 305-317, 1983.
- ALLEN, F.; GALE, D. Financial contagion. *Journal of Political Economy*, University of Chicago Press, v.108, p. 1-34, 2000.
- ALLES, L. Time-Varying Skewness in Stock Returns: An Information-Based Explanation. *Quarterly Journal of Business and Economics*, v. 43, n. 1/2, p. 45-55, 2004.
- ALMEIDA, Aléssio Tony C.; FRASCAROLI, Bruno F.; e CUNHA, Danilo R. da. Medidas de Risco e Matriz de Contágio: Uma Aplicação do CoVaR para o Mercado Financeiro Brasileiro. *Revista Brasileira de Finanças*. Volume 10, n. 4, pp. 551-584, dezembro, 2012.
- BANK FOR INTERNATIONAL SETTLEMENTS. *Relatório De Estabilidade Financeira E Monetária: An internal model-based approach to market risk capital requirements*. Abril, 1995. Disponível em: <<http://www.bis.org/publ/bcbssc224.pdf>>. Acesso em: 12 maio 2012.
- BARONI-ADESI, G.; GIANNOPOULOS, K., e VOSPER, L. VaR Without Correlations For Nonlinear Portfolios. *Journal of Futures Markets*, n.19, p. 583 – 602, abril, 1999.
- BARTHOLOMEW, P.; WHALEN, G. Fundamentals of Systemic Risk. *Research in Financial Services: Banking, Financial Markets, and Systemic Risk*. Greenwich: JAI Press, v. 7, p. 3-18, 1995.
- BIERMAN, H., Jr. *Strategic Financial Planning: A Manager's Guide to Improving Profit Performance*. Primeira Edição, Free Press, 1980.
- BIERMAN, H., Jr. *Financial Managment and Inflation*. Primeira Edição, Free Press, outubro, 1981.

BLACK, F.; SCHOLES, M. The Pricing Options and Corporate Liabilities. *Journal of Political Economics*, v. 81, n. 3, p.637-654, 1973.

BOUDOUKH, J.; RICHARDSON, M.; WHITELAW, R. The Best of Both Worlds: A Hybrid Approach to Calculating Value at Risk. *Risk*, p. 64-67, maio, 1998.

BRAGA, Roberto. *Fundamentos e técnicas de administração financeira*. São Paulo: Atlas, 1992. 408p.

BRAWNLEES, C. T.; ENGLE, R. *Volatility, Correlation and Tails for Systemic Risk Measurement*. Junho, 2011. <Disponível em: <http://ssrn.com/abstract=1611229> ou <http://dx.doi.org/10.2139/ssrn.1611229>>. Acesso em: 12 novembro 2012.

BROOKS, C.; PERSAND, G. The Pitfalls of VaR Estimates. *Risk*, p. 63-66, maio, 2000. Disponível em: [http://www.risk.net/data/Pay\\_per\\_view/risk/technical/2000/risk\\_0500\\_var2.pdf](http://www.risk.net/data/Pay_per_view/risk/technical/2000/risk_0500_var2.pdf)>. Acesso em: 19 maio 2012.

CAI, Z.; WANG, X. Nonparametric Methods for Estimating Conditional VaR and Expected Shortfall. Wise Working Paper Series, The Wang Yanan Institute for Studies in Economics, Xiamen University, WISEWP0604, julho, 2006. Disponível em: <<http://www.wise.xmu.edu.cn/discourse/2006/Nonparametric%20Methods%20for%20Estimating%20Conditional%20VaR%20and%20Expected%20Shortfall.pdf>>. Acesso em: 28 agosto 2012.

CONT, R.; MOUSSA, A.; SANTOS, E. B. Network Structure and Systemic Risk in Banking Systems. Social Science Research Network, dezembro, 2010. <Disponível em: <http://ssrn.com/abstract=1733528>>. Acesso em: 15 maio 2012.

CHRISTOFFERSEN, P. F. Evaluating Interval Forecasts. *International Economic Review*, v. 39, n. 4, p. 841-862, novembro 1998.

DANIELSSON, J.; VRIES, C. G. Value-at-Risk and Extreme Returns. *Tinbergen Institute Discussion Papers*, Tinbergen Institute, n. 98-017/2, fevereiro 1998.

DE BANDT, O.; HARTMANN, P. Systemic Risk: A Survey. *Working Paper Series, European Central Bank*, n. 35, novembro. 2000.

DOWD, K. *Measuring Market Risk*. 2a ed. Wiley, 2005.

ENGLE, R. F.; MANGANELLI, S. CAViaR: Conditional Autoregressive Value at Risk by Regression Quantiles. *Journal of Business & Economic Statistics*, v. 22, n. 4, 2004.

FAMA, Eugene, F. Stock Returns, Real Activity, Inflation, and Money. *American Economic Review*, n. 71, pp. 545-565, 1981.

FAN, J.; GU, J. Semiparametric Estimation of Value at Risk. *Econometrics Journal*, v. 6, p. 261-290, 2003.

FRANKEL, J.A.; SCHMUKLER, S. L. Crisis, Contagion, and Country Funds: Effects on East Asia and Latin America. In: GLICK, Reuven (Ed.) *Managing Capital Flows and Exchange Rates*. Cambridge: Cambridge University Press, 1998. p. 232-266.

FURFINE, C. H. Interbank exposures: Quantifying the risk of contagion. *Bank of International Settlements Working Papers*, n. 70, junho, 1999. Disponível em: <<http://www.bis.org/publ/work70.pdf>>. Acesso em: 12 maio 2012.

FELDSTEIN, Martin. Inflation and the Stock Market. *American Economic Review*, vol. 70, p. 839-847, 1980.

GARMAN, M. Improving on VaR. *Market Risk*, v. 9, n. 5, maio 1996.

GIESECKE, K.; KIM, B. Systemic Risk: What Defaults Are Telling Us. *Management Science*, v. 57, n. 8, p. 1387-1405, agosto 2011.

GOURIEROUX, Christian; JASIAK, Joann. *The Econometrics of Individual Risk: Credit, Insurance, and Marketing*, Princeton University Press, 2007.

GRAY, D.; JOBST, A. A. 2010. Systemic CCA - A model approach to systemic risk. In: *Beyond the financial crisis: systemic risk, spillovers and regulation*. Outubro 2010, Dresden.

HARTMANN, P.; STRAETMANS, S. T. M.; DE VRIES, C. G. Asset Market Linkages in Crisis Periods. In: *Liquidity Risk: Rethinking Risk Management*, 2000, Centre for Financial Studies Conference, Frankfurt.

HENDRICKS D. Evaluation of Value-at-Risk Models Using Historical Data. *Economic Policy Review*, v. 2, n. 1, p. 39-69, abril 1996.

HUANG, Xin; Zhou, Hao; Zhu, Haibin. Systemic Risk Contributions. Maio, 2011 <Disponível em: <http://ssrn.com/abstract=1650436>>.

JORION, P., *Value at Risk: The New Benchmark for Controlling Market Risk*. Irwin Professional: Illinois, 1997.

JORIN, P. *Financial Risk Management: Handbook*. 5a ed. New Jersey: John Wiley & Sons, 2009.

KAUFMAN. Comment on Systemic Risk. In: KAUFMAN, George (Ed.) *Research in Financial Services: Banking, Financial Markets, and Systemic Risk*, Greenwich, Conn.: Jan. 1995. p. 47-52.

KOENKER, R.; BASSETT, G. Regression Quantiles. *Econometrica*, v. 46, n. 1, p. 33-50, 1978.

KOENKER, R. *Quantile Regression*. 1a. ed. Cambridge: Cambridge University Press, 2005. 366p.

KUESTER, K.; MITTNIK, S.; PAOLELLA, M. S. Value-at-Risk Prediction: A Comparison of Alternative Strategies. *Journal of Financial Econometrics*, Oxford University Press, v. 4, n. 1, p. 53-89, 2006.

KUPIEC, P. H. Techniques for Verifying the Accuracy of Risk Measurement Models. *The Journal of Derivatives*, v. 3, n. 2, p. 73-84, 1995.

LEHAR, A. Measuring systemic risk: A risk management approach. *Journal of Banking and Finance*, v. 29, n. 10, p. 2577-2603, 2005.

MODIGLIANI, F.; e COHN, R. Inflation, Rational Valuation, and the Market. *Financial Analysts Journal*, n. 35, março 1979, pp. 3-23.

MORRIS, STEPHEN. Contagion. Contagion, *Review of Economic Studies*, v. 67, p. 57-78, 2000.

PINDYCK, R., S. Risk, Inflation, and Stock Market. *American Economic Review*, vol. 74, n. 3, p. 335-351, junho, 1984.

ROENGPITYA, R., RUNGCHAROENKITKUL, P. Measuring systemic risk and financial linkages in the Thai banking system. Bank of Thailand, *Discussion Paper Series DP/02/2010*.

SEGOVIANO, M. A.; GOODHART, C. Banking Stability Measures. *International Monetary Fund Working Paper*, n. 4, 2009.

UPPER, C.; WORMS, A. Estimating bilateral exposures in the german interbank market: Is there a danger of contagion? *European Economic Review*, v. 48, n. 4, p. 827-849, 2004.

ZHOU, C. Are Banks Too Big to Fail? Measuring Systemic Importance of Financial Institutions. *International Journal of Central Banking*, v. 6, n. 4, p. 205-250, dezembro, 2010.

## ANEXOS

### A.1 REGRESSÃO VIX CONTRA VXO

#### Regressão VIX contra o VXO, 1.095 obs. (corrigido por coeficiente da matriz de covariância: white)

Dependent Variable: VIX

Method: Least Squares

Date: 12/03/12 Time: 12:10

Sample: 1 1095

Included observations: 1095

White heteroskedasticity-consistent standard errors & covariance

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	1.313423	0.190803	6.883662	0.0000
VXO	0.898094	0.009983	89.96605	0.0000
R-squared	0.974243	Mean dependent var		20.20278
Adjusted R-squared	0.974219	S.D. dependent var		8.290160
S.E. of regression	1.331098	Akaike info criterion		3.411711
Sum squared resid	1936.602	Schwarz criterion		3.420840
Log likelihood	-1865.912	Hannan-Quinn criter.		3.415165
F-statistic	41341.87	Durbin-Watson stat		0.479445
Prob(F-statistic)	0.000000			