

UNIVERSIDADE FEDERAL DE SANTA CATARINA
CENTRO SOCIOECONÔMICO
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ECONOMIA
ÁREA DE CONCENTRAÇÃO: ECONOMIA E FINANÇAS

ERON MAGNO AGUIAR E SILVA

ANÁLISE DO RISCO SISTÊMICO NO MERCADO
FINANCEIRO BRASILEIRO

FLORIANÓPOLIS

2014

ERON MAGNO AGUIAR E SILVA

**ANÁLISE DO RISCO SISTÊMICO NO MERCADO
FINANCEIRO BRASILEIRO**

Dissertação submetida ao Programa de Pós-Graduação em Economia da Universidade Federal de Santa Catarina para obtenção do Grau de Mestre em Economia.

Orientador: Prof. Dr. André Alves Portela Santos.

FLORIANÓPOLIS

2014

ERON MAGNO AGUIAR E SILVA

**ANÁLISE DE RISCO SISTÊMICO NO MERCADO
FINANCEIRO BRASILEIRO**

Esta dissertação foi julgada adequada para a obtenção do título de “Mestre em Economia”, e aprovada em sua forma final pelo Programa de Pós-Graduação em Economia da Universidade Federal de Santa Catarina.

Florianópolis, 20 de maio de 2014

Prof. Dr. Roberto Meurer
Coordenador do curso

BANCA EXAMINADORA

Orientador – Prof. Dr. André Alves Portela Santos
Universidade Federal de Santa Catarina

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

Prof. Dr. Guilherme Valle Moura
Universidade Federal de Santa Catarina

Prof. Dr. Roberto Meurer
Universidade Federal de Santa Catarina

Aos meus pais, Adão Aguiar e Silva (*in memorian*) e Dirce Aguiar e Silva (*in memorian*). À minha esposa, Isolde Becker, e aos demais familiares, pelo amor, apoio, incentivo e confiança que sempre depositaram em mim.

AGRADECIMENTOS

Agradeço à Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior (CAPS) pelo apoio financeiro que me permitiu maior dedicação aos estudos.

Ao meu orientador prof. Dr. André Alves Portela Santos pelo direcionamento da pesquisa e pela atenção dispensada na orientação deste trabalho.

Aos meus professores do mestrado pela dedicação prestada durante o curso.

Aos meus colegas de curso pela troca desinteressada de conhecimentos.

RESUMO

O objetivo deste trabalho é avaliar a contribuição das principais instituições financeiras para o risco sistêmico do mercado financeiro brasileiro no período 2009-2013. Além de estimar a medida VaR (Valor em Risco) de cada instituição isoladamente, o trabalho centra a atenção, principalmente, no risco sistêmico, aplicando a métrica ΔCoVaR de Adrian e Brunnermeier (2011), estimada através de modelos multivariados de heterocedasticidade condicional (MGARCH), às maiores empresas do mercado financeiro nacional listadas na bolsa de valores BM&FBovespa. Foi possível construir uma matriz de contágio que mede as inter-relações entre a rentabilidade dos papéis das empresas estudadas, identificando assim, as empresas que mais contagiam e as que mais são contagiadas diante de um estresse financeiro. Também foi analisada, a relação entre o valor de mercado e a contribuição ao risco sistêmico dessas instituições financeiras. Os resultados obtidos mostram, principalmente, que medidas de risco individuais, tais como VaR, muito empregadas atualmente pelos órgãos reguladores, não refletem necessariamente o risco sistêmico, haja vista que nas sete empresas estudadas, o VaR (medida de risco de uma empresa isoladamente) e o ΔCoVaR (medida de risco sistêmico) são correlacionados negativamente. Por outro lado, os resultados indicam forte relação entre o tamanho de uma empresa no mercado financeiro e o risco sistêmico produzido por ela.

Palavras chave: Risco sistêmico; VaR, ΔCoVaR ; matriz de contágio.

ABSTRACT

The objective of this study is to evaluate the contribution of major financial institutions to the systemic risk of the Brazilian financial market in 2009-2013. In addition to estimating the VaR (Value at Risk) measure of each institution separately, the work focuses attention principally on the systemic risk, applying the metric ΔCoVaR of Adrian and Brunnermeier (2011), estimated by multivariate models of conditional heteroscedasticity (MGARCH), to the largest companies in the national financial market listed on the BM & FBovespa stock exchange. It was possible to build a matrix of contagion which measures the interrelationships between the stock profitability of the companies studied, thereby identifying the companies that cause more contagion and the ones that are more affected by the contagion referring to a financial stress. It was also analysed the relationship between market value and the contribution to the systemic risk of these financial institutions. The achieved results show mainly that individual risk measures such as VaR, very frequently used by regulator organs, do not necessarily reflect the systemic risk, given that in the seven companies studied in this paper, the VaR (risk measure of a company alone) and the ΔCoVaR (measure of systemic risk) are negatively correlated. On the other hand the results indicate a strong relationship between the size of a company in the financial market and the systemic risk produced by it.

Keywords: Systemic Risk, VaR, ΔCoVaR , matrix of contagion.

LISTA DE ILUSTRAÇÕES

Figura 1: Preço em reais das ações do Banco ABC (ABCB4).....	54
Figura 2: Retorno em porcentagem das ações do Banco ABC Brasil (ABCB4).....	54
Figura 3: Preço em reais das ações do Banco ABC Brasil (BBAS3)....	54
Figura 4: Retorno em porcentagem das ações do Banco ABC Brasil (BBAS3).....	55
Figura 5: Preço em reais das ações do Banco ABC Brasil (BBDC4)....	55
Figura 6: Retorno em porcentagem das ações do Banco ABC Brasil (BBDC4).....	55
Figura 7: Preço em reais das ações do Banco ABC Brasil (DAYC4)....	56
Figura 8: Retorno em porcentagem das ações do Banco ABC Brasil (DAYC4).....	56
Figura 9: Preço em reais das ações do Banco ABC Brasil (ITUB4)....	56
Figura 10: Retorno em porcentagem das ações do Banco ABC Brasil (ITUB4).....	57
Figura 11: Preço em reais das ações do Banco ABC Brasil (PSSA4)....	57

Figura 12: Retorno em porcentagem das ações do Banco ABC Brasil (PSSA4).....	57
Figura 13: Preço em reais das ações do Banco ABC Brasil (SULA11)	58
Figura 14: Retorno em porcentagem das ações do Banco ABC Brasil (SULA11).....	58
Figura 15: Gráfico de dispersão entre VaR e variação CoVaR.....	61

LISTA DE TABELAS

Tabela 1: Medidas descritivas para os retornos das sete séries estudadas.....	59
Tabela 2: Parâmetros do modelo VaR com $\alpha = 1\%$	60
Tabela 3: Medidas descritivas para a métrica CoVaR com $\alpha = 1\%$	63
Tabela 4: Medidas descritivas para a métrica $\Delta CoVaR_{sistema i}$ com $\alpha = 1\%$	64
Tabela 5: Medidas descritivas para a métrica $\Delta CoVaR_{i sistema}$ com $\alpha = 1\%$	64
Tabela 6: Matriz de Contágio entre as instituições em porcentagem.....	67
Tabela 7: Valor de mercado em 31/12/2013 em bilhões e $\Delta CoVaR$ médio (1%).....	68

SUMÁRIO

1 INTRODUÇÃO.....	21
1.1 OBJETIVOS.....	31
1.1.1 Objetivo geral.....	31
1.1.2 Objetivos específicos.....	32
1.2 ORGANIZAÇÃO DO TRABALHO.....	32
1.3 LIMITAÇÕES DO TRABALHO.....	33
2 MENSURAÇÃO DO RISCO SISTÊMICO ATRAVÉS DA MEDIDA CoVaR.....	34
2.1 CoVaR COMO EXTENSÃO DO VaR.....	34
2.2 A DEFINIÇÃO DE VaR PARA UM ATIVO.....	34
2.3 ESTIMADORES PARA O VaR.....	35
2.3.1 Modelos da Família ARCH	20
2.3.2 Modelo GARCH	21
2.4 ESTIMAÇÃO DO VaR PARAMÉTRICO PARA UMA CARTEIRA DE ATIVOS.....	39
2.5 DEFINIÇÃO DE CoVaR E $\Delta CoVaR$	41
2.6 MÉTODOS DE ESTIMAÇÃO DO CoVaR.....	43
2.6.1 Regressão quantílica.....	43
2.6.2 Modelo GARCH-CoVaR.....	44
2.7 MATRIZ DE COVARIÂNCIAS E O MODELO DCC.....	46
2.8 MODELO DE CORRELAÇÃO CONDICIONAL DINÂMICA (DCC).....	47
2.9 MÉTODO DE ESTIMAÇÃO BASEADO EM QUANTIS VERSUS MÉTODO GARCH MULTIVARIADO.....	50
3 ANÁLISE EMPÍRICA.....	52
3.1 DESCRIÇÃO DAS SÉRIES.....	52
3.2 ESTIMAÇÃO DO VaR ATRAVÉS DO MODELO GARCH UNIVARIADO.....	58
3.3 GARCH-CoVaR E GARCH- $\Delta CoVaR$	59
3.4 MATRIZ DE CONTÁGIO ENTRE AS INSTITUIÇÕES.....	63

3.5	RELAÇÃO ENTRE VALOR DE MERCADO E MEDIDA ΔCoVaR DOS PAPÉIS DE CADA EMPRESA.....	65
4	SÍNTESE CONCLUSIVA.....	67
5	REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS.....	71
	ANEXOS.....	77

1 INTRODUÇÃO

Indubitavelmente, a mensuração do risco financeiro sempre foi um alvo a ser atingido pelos economistas, órgãos e reguladores do sistema financeiro. Submetidos a regulação microprudencial, baseado nos riscos isolados de uma instituição financeira, nos últimos anos vários modelos têm sido criados com o propósito de medir o risco em suas operações, geralmente com grande sucesso em períodos de expansão econômica. Durante os períodos de crise financeira, as perdas geralmente se espalham entre as instituições financeiras, contaminando parte do sistema, ou até mesmo o sistema financeiro global. Medidas de risco utilizadas em instituições isoladas não têm a capacidade de captar o transbordamento que ocorre entre as instituições. Viu-se então a necessidade de criar modelos que estabelecessem uma correlação entre as instituições financeiras captando assim o risco que uma pode gerar na outra, ou o risco gerado em todo o sistema. Análises empíricas têm demonstrado que o sistema financeiro tem um mecanismo singular se comparado com outros setores da economia: o chamado risco sistêmico. Podemos definir o risco sistêmico como aquele em que um choque localizado em algum ponto do sistema poderia gerar uma externalidade negativa, contaminando até mesmo instituições que eram solventes antes de sofrerem o efeito contágio, causando um colapso em toda a economia. Uma crise sistêmica é composta basicamente de dois elementos: o choque inicial, que pode atingir uma instituição, ou atingir simultaneamente várias instituições; e o mecanismo de propagação

(contágio), que pode ocorrer pela inter-relação complexa existente entre as instituições, ou, principalmente, pela perda de confiança no sistema.

Com o intuito de proteger as instituições financeiras, gestores de risco e acadêmicos têm se debruçado sobre modelos que captam não só o risco individual, mas também o risco global do sistema. Entre eles podemos destacar o trabalho de Acharya et al. (2010) que argumenta que medidas tradicionais de risco, tais como Valor em Risco ou *Value at Risk (VaR)*, e perda esperada (ES) ou volatilidade, quase não têm poder explicativo sobre o risco sistêmico e propõem uma medida de risco sistêmico baseada na perda esperada sistêmica ou *systemic expected shortfall (SES)*. Esta medida é uma combinação linear do nível de alavancagem do banco e a sua perda marginal esperada (*marginal expected shortfall*), que é dada pelo retorno médio do banco nos 5% piores dias do mercado. A referida métrica aumentam as perdas esperadas de um determinado banco durante a crise, fazendo com que o regulador imponha a cada banco um imposto relacionado com a soma de suas perdas esperadas por inadimplência e sua contribuição esperada para uma crise sistêmica.

O SES relacionado a uma empresa financeira como perda esperada marginal (MES), capta a contribuição de cada banco para o risco sistêmico global. Por outro lado, Kaufman e Scott (2002) argumentam que regulamentação prudencial impostas para evitar ou mitigar o impacto de falhas no sistema financeiro são frequentemente ineficientes e contraproducentes e sugerem que a instabilidade bancária é mais um fenômeno regulatório do que um fenômeno de mercado, haja vista que os dois períodos de maior número e maior custo de falências bancárias da história dos EUA ocorreram após a introdução de políticas

especificamente destinadas a reduzir as falhas em cascata. A primeira ocorreu em 1929 e terminou em 1933, duas décadas após a introdução do Sistema da Reserva Federal dos EUA, ou *Federal Reserve System*, criado em 1913. A segunda ocorreu na década de 1980, 50 anos após a introdução da agência federal de seguro de depósitos contra falência bancária, o *Federal Deposit Insurance Corporation (FDIC)*, criada em 1933 para complementar o Fed.

A linha tênue que separa o risco idiossincrático do risco não diversificável permite várias definições para o risco sistêmico, e isto motiva cada vez mais a criação de modelos que conseguem captar a intensidade do choque inicial, bem como mensurar o grau de contágio entre as instituições. Portanto, ainda não se tem pleno conhecimento sobre o que é realmente o risco sistêmico e quais são os mecanismos de propagação. No entanto, são susceptíveis de se repetirem nas crises financeiras, os vínculos fundamentais, os meios de transmissão entre países e classes de ativos, as propriedades estatísticas dos dados, a identificação simultânea de contágio, interdependência e imitação dos agentes e a identificação endógena de períodos de crise e não-crise entre os dados de uma amostra. Um contágio lento pode ocorrer em outros setores da economia, porém entre as instituições financeiras é quase instantâneo, por isso a importância de criar modelos que consigam prever e mensurar o risco em tempo hábil de modo a prevenir um eventual colapso no sistema financeiro.

Um fator preponderante em uma crise financeira é o efeito contágio, mais precisamente a magnitude do efeito contágio. Nesse sentido, Gai e Kapadia (2010) argumentam que enquanto a alta conectividade pode

reduzir a probabilidade do contágio, também pode aumentar a sua propagação quando ocorrem problemas. Choques agregados adversos e risco de liquidez também amplificam a probabilidade e a extensão do contágio. Os autores perceberam ainda que os sistemas financeiros apresentam uma robusta e ainda frágil tendência: enquanto a probabilidade do contágio pode ser baixa, os efeitos podem ser extremamente difundidos quando ocorrem problemas.

Huang, Zhou e Zhu (2009) utilizam uma medida de risco sistêmico que pode ser interpretada economicamente como o prêmio de seguro hipotético para cobrir perdas em um sistema bancário em dificuldade, o *Distress Insurance Premium* (DIP), e avaliam também as contribuições marginais dos bancos individuais para o risco sistêmico. Os autores chegaram à conclusão que a contribuição do banco para o risco sistêmico é aproximadamente linear em sua probabilidade de inadimplência, mas altamente não-linear em relação ao tamanho da instituição e correlação de ativos. Bae, Karolyi e Stulz (2003) estudaram o contágio dirigindo a atenção aos dias de grandes retornos positivos e negativos. Com este modelo foi possível determinar como é provável que dois países latino-americanos terão grandes retornos em um determinado dia uma vez que dois países da Ásia tenham também grandes retornos no mesmo dia ou no dia anterior. Concluíram que o contágio é um fenômeno associado com retornos extremos: se houver contágio, choques de pequenos retornos se propagam de forma diferente do que choques de grande retorno. Em segundo lugar, pode-se esperar que grandes retornos sejam mais altamente correlacionados do que pequenos retornos.

Por outro lado, Furfine (1999) acredita que resultados empíricos de seu modelo apoiam a noção de que as corridas aos bancos podem ser interpretadas como uma resposta racional do mercado a novas informações, em vez de um efeito de contágio causado tanto por ligações interbancárias diretas ou por pânico irracional. O autor analisa a probabilidade das falhas de um banco acarretarem um subsequente colapso de um grande número de outros bancos, e sugere que tanto a magnitude das exposições quanto as perdas esperadas por inadimplência são ambas importantes determinantes do grau de contágio, portanto são questões que os formuladores de políticas poderão abordar.

Hartmann, Straetmans e Vries (2001) usam uma nova metodologia. A ligação de retorno entre os mercados de ativos em períodos de crise é feita por uma medida de análise de valores extremos que captura a estrutura de dependência de distribuições multivariadas. Os autores aplicaram seu modelo nos países que compõem o G-5 (países em desenvolvimento: Brasil, México, Índia, África do Sul e China), concluindo que ligações internacionais não são mais fracas do que as ligações domésticas, e que, levando-se em consideração que títulos do mercado de ações ou acidentes individuais são eventos relativamente raros – que, no entanto, acontecem uma ou duas vezes em uma vida humana – a probabilidade condicional de ter um acidente (ou explosão) em um mercado, dado que ocorreu em outro mercado, é muito grande.

A maioria dos modelos recentes que pretendem captar o risco sistêmico tiveram sua motivação inicial na métrica historicamente mais utilizada na gestão do risco financeiro, o *Valor em Risco* (VaR), que foi criado como resposta à crise financeira no começo dos anos 1990. Jorion

(2003, p. 19) define o VaR de forma intuitiva como sendo “[...] a maior perda esperada dentro de determinado período de tempo e intervalo de confiança”. Esta medida foi muito difundida na comunidade científica e largamente utilizada pelos gestores de risco, pela facilidade de estimação e a praticidade na sua aplicação, haja vista que um único número pode representar o valor em risco de uma carteira complexa de ativos. Por exemplo, se uma instituição anunciar que seu VaR diário é de R\$1.000.000,00, com um nível de significância de 5%, é esperado que a cada 100 dias, apenas cinco deles deverão ter perdas superiores a R\$ 1.000.000,00, ou uma perda maior ou igual a R\$1.000.000,00 deve ser registrada a cada 20 dias.

Porém, uma observação importante é que o VaR é uma medida probabilística. Ela não diz nada a respeito da magnitude das grandes perdas. No exemplo acima, é possível que em 19 dias tenham-se lucros ou perdas inferiores a R\$ 1.000.000,00, mas em um dia tenha uma perda de R\$ 10.000.000,00, por exemplo. Contudo, mesmo com esta perda altíssima, o VaR não é violado.

Segundo Jorion (2003), os principais fatores de riscos individuais são: I) O risco de liquidez ou risco de fluxo de caixa que ocorre pela incapacidade da empresa honrar pagamentos, o que pode obrigar a uma liquidação antecipada; II) O risco de mercado que advém da volatilidade dos preços de mercado; III) O risco operacional que é oriundo de erros humanos, tecnológicos ou de acidentes. Podemos ainda citar o nível de alavancagem de uma empresa. Geralmente, empresas altamente alavancadas têm um risco de insolvência maior do que empresas com baixo grau de alavancagem. Todos estes tipos de risco citados acima são

individuais, isto é, aplicados em uma instituição isoladamente. A métrica *Value at Risk* (VaR) desde a sua criação tem apresentado resultados satisfatórios na estimação dos riscos acima descritos, porém esta abordagem univariada não é capaz de captar o risco sistêmico. Para captar a inter-relação complexa existente na atualidade, além do grau de correlação entre elas e o transbordamento, e, conseqüentemente, o grau de contágio entre as instituições, são necessários modelos multivariados, tais como o CoVaR, que captam a potencial propagação de desequilíbrio financeiro entre instituições através da medição do aumento de comovimento de cauda.

Recentemente, Adrian e Brunnermeier (2011) propuseram uma nova medida de risco sistêmico chamada *Conditional Value at Risk* (CoVaR), e a definiram como o valor em risco (VaR) do sistema financeiro condicionado a uma instituição estar sob estresse. Definiram então a contribuição de uma instituição para o risco sistêmico como $\Delta CoVaR$, que é a diferença entre o CoVaR condicionado à instituição estar sob perigo e do CoVaR no estado mediano da instituição. É importante salientar que enquanto o VaR mede o valor em risco de uma instituição isoladamente, o $\Delta CoVaR$ mede o impacto do risco de uma instituição sobre todo o sistema.

Das estimativas de CoVaR para o universo de capital aberto das instituições financeiras americanas, Adrian e Brunnermeier (2011) quantificaram o grau em que as características, tais como alavancagem, tamanho e descasamento de prazos, preveem contribuição do risco sistêmico. De acordo com o “paradoxo da volatilidade”, ambientes de baixa volatilidade produzem acumulação de risco sistêmico. O VaR, é

uma medida univariada e portanto, pro-cíclica, isto é, um VaR baixo em momentos de baixa volatilidade não tem poder de captar este tipo de risco. Por outro lado, o ΔCoVaR , que é estimado levando em conta a covariância entre o sistema e uma instituição em particular, quantifica o grau de contágio dessa instituição sobre o sistema. Adrian e Brunnermeier (2011) mostram, além das previsões, uma estimativa anticíclica de risco sistêmico voltada para riscos sistêmicos futuros, além de demonstrarem que o valor desta medida teria previsto mais da metade das covariâncias realizadas durante a crise financeira 2007-2009.

Após a publicação do trabalho de Adrian e Brunnermeier (2011), vários autores aplicaram a métrica CoVaR no mercado financeiro interno. No Brasil, podemos destacar, entre outros, o trabalho de Almeida et al. (2012). Os autores estimaram o risco sistêmico, o efeito contágio e o *stress test*, aplicados em dezesseis empresas nacionais de seis setores econômicos distintos através de regressões quantílicas. A novidade apresentada no trabalho foi a construção de uma matriz de contágio para o mercado doméstico de capitais, que mede as inter-relações entre a rentabilidade dos papéis de empresas em um ambiente de *distress* financeiro. Enquanto que a estimação do risco sistêmico procura captar o risco que o retorno dos papéis de uma dada instituição i pode transmitir ao sistema, o *stress test*, por outro lado, é voltado à gestão, pois tem como intuito verificar a contribuição marginal para a vulnerabilidade dos retornos do papel da empresa i condicionada a um *distress* financeiro no sistema. Segundo os autores, os principais

resultados apontam a inexistência de correlação entre as medidas de risco dadas pelo *Value at Risk* (VaR) e pelo CoVaR, corroborando as evidências encontradas por Adrian e Brunnermeier (2011), bem como o risco sistêmico sinaliza aqueles papéis que geram mais externalidades negativas para o mercado financeiro brasileiro. O *stress test* realizado para os retornos dos papéis das empresas dado por um *distress* nos retornos do Ibovespa, tem um efeito maior para o retorno dos papéis das primeiras se comparado a um *distress* nos retornos do Dow Jones. Por fim, pela matriz de contágio, ressalta-se como principal resultado, a Petrobrás, que, num ambiente adverso, lidera na direção do ato de contagiar, enquanto que a Usiminas é a líder no sentido de ser o papel mais contagiado por um *distress* nos retornos dos papéis das demais empresas da amostra no efeito acumulado. Além disso, pelo resultado do risco sistêmico, foi possível identificar que os baixos retornos da Petrobrás provocam também a maior contribuição marginal para o valor em risco do mercado doméstico (IBOV). Dessa forma, o risco sistêmico mensurado pelo ΔCoVaR mostra um ranqueamento distinto do fornecido pela medida de risco individual VaR.

Ainda no Brasil, Tristão (2013) usa o CoVaR como medida de contribuição ao risco sistêmico, aplicado às instituições do sistema financeiro nacional. O autor destaca três pontos distintos: (a) há uma grande divergência nos patamares de risco entre os períodos de baixa e alta estabilidade monetária, isto é, nos períodos de pré e pós-Plano Real,

com patamares consideravelmente mais baixos desde agosto de 1994. (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. Também conclui que o Índice de Basileia 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 desse ponto é que o *Value at Risk* não é capaz de sinalizar o comportamento do risco sistêmico, dado sua baixa correlação com o CoVaR. Por outro lado, motivada pelos importantes resultados encontrados por Adrian e Brunnermeier (2011) e Madeira Cardoso (2012), aplica a métrica CoVaR e ΔCoVaR para estimar o risco sistêmico aplicados aos papéis dos quatro maiores bancos portugueses. A autora estima o VaR, CoVaR, ΔCoVaR , bem como a matriz de contágio entre os bancos, e também utiliza um modelo de regressão linear múltipla para estimar o ΔCoVaR dos papéis de cada um dos bancos da amostra, em que considera o beta da carteira, a dimensão e o endividamento, como variáveis explicativas. Seus resultados empíricos também corroboram as conclusões de Adrian e Brunnermeier (2011) em que a correlação entre VaR e ΔCoVaR é muito baixa no sentido transversal – correlação em virtude das ligações diretas e indiretas entre as instituições – e altíssima na relação temporal – correlação em virtude

da acumulação de fragilidades financeiras ao longo do tempo em interação com os ciclos macroeconômicos. Também confirmando os resultados encontrados por Adrian e Brunnermeier (2011), a autora conclui que o nível de endividamento, o beta da carteira e a dimensão dos bancos estudados são significativamente explicativo ao risco sistêmico, sendo essa última variável a mais significativa, isto é, a variável que mais influencia o risco sistêmico.

1.1 OBJETIVOS

1.1.1 Objetivo geral

O objetivo geral desta dissertação é avaliar a contribuição dos principais bancos e seguradoras brasileiros para o risco do sistema financeiro nacional através da métrica CoVaR proposta por Adrian e Brunnermeier (2011), utilizando modelos de correlação condicional dinâmico e modelos autorregressivos de heterocedasticidade condicional generalizados (GARCH).

1.1.2 Objetivos específicos

Os objetivos específicos do trabalho são:

- Estimar o risco individual de cada instituição financeira;
- Estimar o risco sistêmico de cada instituição em relação ao sistema;
- Construir um rol em ordem decrescente das instituições quanto ao risco que cada uma causa ao sistema;
- Medir a correlação entre risco individual e risco sistêmico das instituições estudadas;
- Construir uma matriz de contágio estimando o percentual de inadimplência entre as instituições financeiras.
- Medir a correlação entre tamanho de mercado de cada instituição e o risco sistêmico correspondente.

1.2 ORGANIZAÇÃO DO TRABALHO

O trabalho está organizado da seguinte forma: após o capítulo introdutório segue-se um capítulo que descreve a mensuração do risco através da medida CoVaR, definindo a forma de estimação da média e da variância. No capítulo 3, será feita a análise empírica das medidas usadas nas instituições brasileiras através de gráficos e tabelas, bem

como a construção da matriz de contágio entre as empresas. Finalmente, no capítulo 4, será feita a discussão dos resultados e conclusão.

1.3 LIMITAÇÕES DO TRABALHO

A principal limitação do presente trabalho está relacionada com o tamanho da amostra, tanto no sentido temporal quanto no número de empresas incluídas na amostra. Poucas empresas possuem dados diários desde o período pré e pós plano real. Ao incluir várias empresas na amostra para estimação, obrigatoriamente deveremos reduzir o intervalo de tempo em menos de 10 anos. Assim, a amostra final resultou em sete empresas estimadas somente no período de 2009 a 2013, limitando assim às conclusões do risco sistêmico produzidos pelas mesmas. Outro ponto que limita as conclusões do presente trabalho, é o reduzido número de instituições financeiras nacionais cadastradas na bolsa de valores e o baixo nível de liquidez da maioria dos ativos que implicam em uma amostra disponível reduzida. Também não se pode esquecer da crítica clássica sobre previsões de amostras de dados passados, pois não se conhece o processo gerador dos dados, e nada garante que as variâncias e covariâncias dos retornos se repetirão no futuro tal qual ocorreram no passado.

2 MENSURAÇÃO DO RISCO SISTÊMICO ATRAVÉS DA MEDIDA CoVaR

2.1 CoVaR COMO EXTENSÃO DO VaR

O propósito de Adrian e Brunnermeier (2011) foi criar uma medida capaz de monitorar o comportamento dos retornos dos ativos das empresas, identificando aquela(s) que causam maiores externalidades negativas sobre o sistema financeiro. Ou seja, idealizaram então a medida CoVaR, que nada mais é do que a extensão do VaR univariado para uma medida multivariada. O CoVaR é o valor em risco (VaR) do sistema financeiro condicionado ao estresse de uma determinada instituição.

2.2 A DEFINIÇÃO DE VaR PARA UM ATIVO

Considerando r como retorno de ativo específico e $r \sim N(\mu, \sigma^2)$, podemos calcular o VaR da seguinte forma:

$$VaR = \phi^{-1}(\alpha) \cdot \sigma \cdot r \quad (2.1)$$

onde: $\phi^{-1}(\alpha)$ é a normal inversa do nível de confiança α .

2.3 ESTIMADORES PARA O VaR

São várias as técnicas para o cálculo do VaR. Estas técnicas podem ser divididas em dois grandes grupos: VaR paramétrico e VaR não paramétrico.

O VaR não paramétrico não faz hipótese alguma sobre a distribuição de probabilidade dos retornos dos ativos. Nestas técnicas (como por exemplo, a Simulação Histórica, a Simulação de Monte Carlo) são utilizadas a história dos próprios retornos para obtenção de informações sobre as perdas financeiras.

O VaR paramétrico baseia-se no conhecimento prévio da distribuição estatística dos retornos para fazer o cálculo das perdas financeiras com base em hipótese de comportamento da distribuição de probabilidades dos retornos dos ativos.

O VaR paramétrico definido acima é extremamente simples de calcular, porém impomos sérias restrições ao comportamento dos dados. Na prática, as séries de preços de ativos financeiros não são, geralmente, independentes através do tempo alternado em momentos de tranquilidade com momentos de turbulência. Outro ponto é quanto à curtose, pois a distribuição incondicional das variações nos preços apresenta caudas pesadas. Dessa maneira, retornos financeiros comumente não têm distribuição normal padrão. Assim, no caso de não ser válida a hipótese de homocedasticidade nos retornos, uma possibilidade é modelar a distribuição condicional dos retornos. A abordagem inicial se deve a Engle (1986) e Bollerslev (1986), e vem

sendo desenvolvida desde o início dos anos de 1980, com inúmeras aplicações para séries financeiras e com grande quantidade de extensões. O sucesso dessa classe de modelos se deve, em grande parte, ao fato de tratar diretamente duas das principais características recorrentemente observadas em dados financeiros: caudas pesadas e dependência temporal no segundo momento condicional dos retornos.

2.3.1 Modelos da Família ARCH

Para o cálculo de VaR, o que em geral se faz é estimar um modelo adequado da família ARCH para prever a volatilidade condicional $\hat{\sigma}_{t/t-1}$. A partir daí, constrói-se o intervalo de confiança com base na distribuição condicional dos retornos. A modelagem da volatilidade condicional contorna vários dos problemas apontados, dando maior peso às observações mais recentes.

Antes da década de 80, os modelos em sua maioria eram homocedásticos, isto é, com variância temporal constante. Nasce então técnicas para a modelagem temporal de variâncias e covariâncias, que permitem a modelagem da dinâmica da variância e covariância no tempo. Nesse sentido, uma classe de modelos instrumentais foi introduzida por Engle (1982). Um desses modelos é o “Autorregressivo de Heterocedasticidade Condicional” (ARCH). Paralelo ao sucesso do modelo de série temporal linear padronizado, surge o uso do condicional.

O modelo ARCH expressa, neste trabalho, a variância condicional como defasagem distribuída do quadrado das bases passadas. Numerosas especificações paramétricas têm sido propostas para variação da variância condicional no tempo. No modelo linear ARCH(q), introduzido originalmente por Engle (1982), a variância condicional é postulada para ser uma função linear do “q” passado quadrado de inovações,

$$\sigma_t^2 = \omega + \sum_{i=1,q} \alpha_i \varepsilon_{t-i}^2 \equiv \omega + \alpha(B) \varepsilon_t^2 \quad (2.2)$$

Em que B denota a defasagem ou atraso, ou operador de defasagem, $B^j \varepsilon_t^2 = \varepsilon_{t-j}^2$,

$$\alpha(B) = \alpha_1 B + \alpha_2 B^2 + \dots + \alpha_q B^q. \quad (2.3)$$

Para esse modelo ser bem definido e a variância condicional ser positiva, os parâmetros devem satisfazer $\omega > 0$ e, $\alpha_1 \geq 0$, $\alpha_2 \geq 0$, ..., $\alpha_q \geq 0$. Definindo $V_t \equiv \varepsilon_t^2 - \sigma_t^2$, o modelo ARCH pode ser reescrito como $\varepsilon_t^2 = \omega + \alpha(B) \varepsilon_{t-1}^2 + V_t$. Nesse sentido, é comum encontrar séries de retorno com uma média condicional constante igual a zero. A maioria das aplicações empíricas da metodologia ARCH de fato cai dentro desta estrutura.

2.3.2 Modelo GARCH

Modelos ARCH(q) precisam de muitos parâmetros para serem ajustados corretamente. Para reduzir o número de parâmetros, Bollerslev (1986) sugere um modelo potencialmente mais parcimonioso, o modelo de heterocedasticidade condicional autorregressivo generalizado (GARCH), no qual a equação da variância muda para:

$$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \sum_{i=1}^q \alpha_i \varepsilon_{t-i}^2 + \sum_{j=1}^p \beta_j \sigma_{t-j}^2 \quad (2.4)$$

A primeira vista, tem-se a impressão que este modelo possui mais parâmetros do que no modelo ARCH, mas, em geral, o $q_{ARCH} > q_{GARCH} + p_{GARCH}$. Uma condição suficiente para a estacionaridade é que as raízes do polinômio da variância estejam fora do círculo unitário. Isto é, tomando a esperança incondicional em ambos os lados da equação anterior, pode-se obter que:

$$E(\sigma_t^2) = \omega + \sum_{i=1}^q \alpha_i E(\varepsilon_{t-i}^2) + \sum_{j=1}^p \beta_j E(\sigma_{t-j}^2),$$

$$\sigma^2 \equiv E(\sigma_t^2) = \frac{\omega}{1 - \sum_{i=1}^q \alpha_i - \sum_{j=1}^p \beta_j} \quad (2.5)$$

Assim, as raízes da polinomial $(1 - \sum_{i=1}^q \alpha_i L^i - \sum_{j=1}^p \beta_j L^j)$ devem estar fora do círculo unitário para que a variância seja estacionária. Especificamente para o GARCH(1,1), pode-se escrever a equação da variância da seguinte forma, usando a definição de variância incondicional:

$$\sigma_t^2 = \sigma^2(1 - \alpha_1 - \beta_1) + \alpha_1 \varepsilon_{t-1}^2 + \beta_1 \sigma_{t-1}^2. \quad (2.6)$$

Na equação 2.6, a variância condicional é a média ponderada entre os resíduos defasados, a variância defasada e a variância incondicional com pesos α_1 , β_1 e $(1 - \alpha_1 - \beta_1)$, respectivamente.

2.4 ESTIMAÇÃO DO VaR PARAMÉTRICO PARA UMA CARTEIRA DE ATIVOS

Tudo o que foi dito até aqui para o cálculo de VaR de um único ativo pode ser facilmente estendido para carteiras. A raiz do problema da agregação do VaR de portfólios está no fato de que os movimentos dos preços dos ativos componentes de uma carteira são correlacionados uns com os outros. Isso implica que se A e B compõem uma carteira, e se seus retornos possuírem, por exemplo, correlação negativa, a queda no preço de A deve ser acompanhada de um aumento no preço de B, reduzindo a oscilação de preço da carteira como um todo, e produzindo um menor nível de risco em relação à soma dos riscos individuais.

Suponha que a taxa de retorno da carteira de t a $t + 1$ seja: $R_{p,t+1} = \sum_{i=1}^N w_i r_{i,t+1}$, Onde N é o número de ativos, $r_{i,t+1}$ é o retorno do ativo i , e w_i é o peso deste ativo na carteira. O retorno da carteira pode ser escrito em notação matricial:

$$R_p = w_1 r_1 + w_2 r_2 + \dots + w_N r_N = [w_1 \ w_2 \ \dots \ w_N] \begin{bmatrix} r_1 \\ r_2 \\ \vdots \\ r_N \end{bmatrix} = w' R, \quad \text{onde}$$

w' representa o vetor de pesos transposto, e R é o vetor contendo os retornos individuais dos ativos. O retorno esperado da carteira é, portanto: $E(R_p) = \mu_p = \sum_{i=1}^N w_i \mu_i$ e sua variância é

$$V(R_p) = \sigma_p^2 = \sum_{i=1}^N w_i^2 \sigma_i^2 + \sum_{i=1}^N \sum_{\substack{j=1 \\ j \neq i}}^N w_i w_j \sigma_{ij} = \sum_{i=1}^N w_i^2 \sigma_i^2 + 2 \sum_{i=1}^N \sum_{j < i}^N w_i w_j \sigma_{ij}.$$

Essa soma leva em consideração tanto o risco dos ativos individuais σ_i^2 , quanto todas as covariâncias, que resultam num total de $N(N - 1)/2$ termos diferentes. Em uma carteira com muitos ativos, é mais conveniente usar a notação matricial. Assim, a variância fica:

$$\sigma_p^2 = [w_1 \ w_2 \ \dots \ w_N] \begin{bmatrix} \sigma_{11} & \sigma_{12} & \dots & \sigma_{1N} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ \sigma_{N1} & \sigma_{N2} & \dots & \sigma_{NN} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} w_1 \\ \vdots \\ w_N \end{bmatrix}. \quad \text{Se definirmos } \Sigma$$

como a matriz de covariância, a variância do retorno da carteira poderá ser escrita de maneira compacta como $\sigma_p^2 = w' \Sigma w$. Como no modelo delta-normal, supõe-se que os retornos de todos os ativos individuais sejam distribuídos normalmente, então o retorno da carteira, que é uma combinação linear de variáveis aleatórias normais, também será normalmente distribuído. Portanto, definindo P como o valor inicial da carteira, o VaR é:

$$VaR_{portfolio} = VaR_p = \phi^{-1}(\alpha) \cdot \sigma_p \cdot P = \phi^{-1}(\alpha) \cdot \sqrt{w' \Sigma w} \cdot P, \quad (2.7)$$

Onde $\phi^{-1}(\alpha)$ é a normal inversa do nível de significância α .

Além disso, lembrando que: $VaR_{portifolio,t} = \phi^{-1}(\alpha) \cdot \sqrt{w' \Sigma w} \cdot P_{t-1}$ e que o VaR de um ativo i pode ser escrito como: $VaR_{i,t} = N_I \cdot \sigma_i \cdot r_{t-1}$. Então, o VaR agregado da carteira p é dado por:

$$VaR_{portifolio,t} = \sqrt{VaR_t \cdot C \cdot VaR_t} \quad (2.8)$$

Isto é, a partir da matriz de correlação dos retornos C , e do VaR individual (não diversificado) da posição de cada ativo da carteira, é possível obter-se o VaR agregado de todo o portfólio.

2.5 DEFINIÇÃO DE CoVaR E $\Delta CoVaR$

Adrian e Brunnermeier (2011) definem $CoVaR_q^{j|i}$ como sendo o VaR da instituição j (ou 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:

$$Pr\left(X^j \leq CoVaR_q^{j|\mathbb{C}(X^i)} | \mathbb{C}(X^i)\right) = q. \quad (2.9)$$

A contribuição de cada instituição i para o sistema j é dado por

$$\Delta CoVaR_q^{j|i} = CoVaR_q^{j|X^i=VaR_q^i} - CoVaR_q^{j|X^i=Mediana^i}. \quad (2.10)$$

A definição mais geral de $CoVaR^{j|i}$, ou seja, o VaR da instituição j condicionada à instituição i estar ao seu nível de VaR, permite o estudo de efeitos de transbordamento através de toda uma rede financeira. Além disso, é possível derivar $CoVaR^{j|sistema}$, que responde quais as instituições que estão mais em risco caso ocorra uma crise financeira. Chama-se $\Delta CoVaR^{j|sistema}$, a exposição CoVaR, porque mede a extensão em que uma instituição individual é afetada por eventos financeiros sistêmicos – neste trabalho foi considerado o sistema financeiro brasileiro.

Geralmente, o risco sistêmico acumula-se durante períodos de expansão de crédito quando a medida de risco é muito baixa. Porém, choques adversos em tempos de crise causam transbordamento e conseqüentemente contágio. Medidas tradicionais de risco não são capazes de captar tais efeitos. O CoVaR determina quais as instituições que mais causam riscos no sistema financeiro, enquanto que o $\Delta CoVaR^i$ quantifica estes efeitos colaterais, estimando como uma instituição contribui para o risco global do sistema financeiro brasileiro.

$CoVaR$ e $\Delta CoVaR$ são, atualmente, as medidas com maior grau de confiabilidade, porque, diferentemente do VaR, elas conseguem captar o risco sistêmico e o efeito contágio, e, além disso, fornecem uma amostra anticíclica (VaR do sistema elevado mesmo em ambientes de baixa volatilidade), voltada para medida de risco sistêmico futuro.

O VaR não é uma medida adequada ao risco sistêmico. Por exemplo, se duas instituições, A e B, tem o mesmo VaR, mas a instituição A tem por exemplo $\Delta CoVaR = 0$, enquanto que a instituição B tem $\Delta CoVaR = -$

7%. Com base em seus VaRs, medidas regulatórias atribuiriam riscos financeiros com pesos iguais, no entanto, em caso de um estresse financeiro na empresa A, o risco gerado não seria transmitido ao sistema, enquanto que um estresse financeiro na empresa B transmitiria perdas da ordem de 7% ao sistema.

2.6 MÉTODOS DE ESTIMAÇÃO DO CoVaR

2.6.1 Regressão quantílica

A partir da definição de valor em risco, segue diretamente que

$$VaR_q^{sistema} | X^i = \hat{X}_q^{sistema, i}. \quad (2.11)$$

Isto é, o valor previsto a partir da regressão de quantis do sistema na instituição i dá o valor em risco do sistema financeiro condicional em X^i , já que o VaR_q dado X^i é apenas o quantil condicional. Neste trabalho foi considerado o BM&FBovespa como sistema. Usando um determinado valor previsto de $X^i = VaR_q^i$, produz a medida para o $CoVaR_q^i$ (para o caso de condicionamento $\{X^i = VaR_q^i\}$). Mais formalmente, dentro do quadro de regressão quantílica, a medida CoVaR específica é simplesmente dado por

$$CoVaR_q^{sistema} | X^i = VaR_q^i := VaR_q^{sistema} | VaR_q^i = \hat{\alpha}_q^i + \hat{\beta}_q^i VaR_q^i. \quad (2.12)$$

O $\Delta CoVaR_q^i$ é então dada por

$$\Delta CoVaR_q^{sistema|i} = \hat{\beta}_q^i (VaR_q^i - VaR_{50\%}^i). \quad (2.13)$$

2.6.2 Modelo GARCH-CoVaR

Assumindo que o sistema de retorno das empresas seguem uma distribuição normal bivariada:

$$(X_t^i, X_t^{sistema}) \sim N \left(0, \begin{pmatrix} (\sigma_t^i)^2 & \rho_t \sigma_t^i \sigma_t^{sistema} \\ \rho_t \sigma_t^i \sigma_t^{sistema} & (\sigma_t^{sistema})^2 \end{pmatrix} \right)$$

em que:

σ_t^i é o desvio padrão da instituição i no período t ;

$\sigma_t^{sistema}$ é o desvio padrão do sistema no período t ;

ρ_t é o coeficiente de correlação condicional entre os retornos da instituição i e o sistema no período t ;

Então, por propriedades da distribuição normal multivariada, a distribuição do sistema de retorno à condição do retorno das firmas também é normalmente distribuída:

$$X_t^{sistema} | X_t^i \sim N \left(\frac{X_t^i \sigma_t^{sistema} \rho_t}{\sigma_t^i}, (1 - \rho_t^2) (\sigma_t^{sistema})^2 \right).$$

Podemos, então definir $CoVaR_t^i(q, p)$ como q% -VaR do sistema financeiro, dado que a empresa i está no seu nível p% -VaR. E implicitamente podemos definir o $CoVaR_t^i(q, p)$ por:

$$Pr(X_t^{sistema} < CoVaR_t^i(q, p) | X_t^i = VaR_t^i(p)) = q$$

que, reorganizadas, dá:

$$Pr\left(\left[\frac{X_t^{sistema} - X_t^i \rho_t \sigma_t^{sistema} / \sigma_t^i}{\sigma_t^{sistema} \sqrt{1 - \rho_t^2}}\right] < \frac{CoVaR_t^i(q, p) - X_t^i \rho_t \sigma_t^{sistema} / \sigma_t^i}{\sigma_t^{sistema} \sqrt{1 - \rho_t^2}} | X_t^i = VaR_t^i(p)\right) = q, \text{ onde}$$

$$\left[\frac{X_t^{sistema} - X_t^i \rho_t \sigma_t^{sistema} / \sigma_t^i}{\sigma_t^{sistema} \sqrt{1 - \rho_t^2}}\right] \sim N(0, 1).$$

O valor em risco da empresa é dado por $VaR_t^i(p) = \Phi^{-1}(p) \sigma_t^i$. Combinando, podemos escrever:

$$CoVaR_t^i(q, p) = \Phi^{-1}(q) \sigma_t^{sistema} \sqrt{1 - \rho_t^2} + \Phi^{-1}(p) \rho_t \sigma_t^{sistema}. \quad (2.14)$$

Consequentemente:

$$\Delta CoVaR_{q,t}^{sistema|i} = CoVaR_{q,t}^{sistema|R^i=VaR_q^i} - CoVaR_{q,t}^{sistema|R^i=mediana^i} \quad (2.15)$$

Substituindo (2.14) em (2.15) vem que:

$$\begin{aligned}
\Delta CoVaR_{q,t}^{sistema|i} &= \left(\Phi^{-1}(q)\sigma_t^{sistema} \sqrt{1 - \rho_t^2} + \Phi^{-1}(p)\rho_t\sigma_t^{sistema} \right) \\
&\quad - \left(\Phi^{-1}(q)\sigma_t^{sistema} \sqrt{1 - \rho_t^2} \right. \\
&\quad \left. + \Phi^{-1}(50\%)\rho_t\sigma_t^{sistema} \right)
\end{aligned}$$

Como, $\Phi^{-1}(50\%) = 0$, resolvendo os parênteses para $\Delta CoVaR$, resulta em:

$$\Delta CoVaR_{q,t}^{sistema|i} = \Phi^{-1}(q)\rho_t\sigma_t^{sistema}. \quad (2.16)$$

2.7 MATRIZ DE COVARIÂNCIAS E O MODELO DCC

Como CoVaR é uma estimação de co-movimento, isto é, o VaR de todo o setor financeiro condicionada a uma instituição em particular estar em aflição, é necessário, portanto, estimar a matriz de correlação entre os retornos. Podemos destacar aqui três modelos multivariados: o modelo VECH, o modelo BEKK e o modelo DCC. Nesse trabalho, usarei o modelo de correlação condicional dinâmica (DCC), visto que o número de parâmetros a serem estimados no processo de correlação independe do número de série que estão correlacionadas no caso da especificação DCC escalar.

2.8 MODELO DE CORRELAÇÃO CONDICIONAL DINÂMICA (DCC)

Segundo Engle (2002), Correlação Condicional Dinâmica (DCC) são estimadores propostos que têm a flexibilidade de um modelo GARCH univariado, mas não a complexidade do GARCH multivariado convencional. Estes modelos, que parametrizam a correlação condicional diretamente, são estimados em dois passos de uma série de estimativas GARCH univariados e a correlação estimada. Este método tem vantagens claras computacionais sobre modelos GARCH multivariados em que o número de parâmetros a serem estimados no processo de correlação independe do número de séries que estão correlacionadas. Uma análise do desempenho do métodos de DCC para grandes matrizes de covariância foi considerada por Engle e Sheppard (2001). No modelo (CCC) de Bollerslev (1990),

$$H_t = D_t R D_t, \quad \text{onde } D_t = \text{diag}\{\sqrt{h_{i,j}}\}, \quad (2.17)$$

onde R é uma matriz de correlação contendo a correlação condicional, como pode ser visto diretamente reescrevendo a equação como

$$E_{t-1}(\varepsilon_t \varepsilon_t') = D_t^{-1} H_t D_t^{-1} = R \quad (2.18)$$

onde $\varepsilon_t = D_t^{-1} r_t$.

As expressões para h são especificadas como modelos GARCH univariados, no entanto esses modelos poderiam certamente incluir funções das outras variáveis do sistema, como variáveis

predeterminadas ou variáveis exógenas. Uma estimativa simples de R é a matriz de correlação incondicional de resíduos padronizados.

O modelo de correlação condicional dinâmica difere apenas em permitir que R varie no tempo;

$$H_t = D_t R_t D_t. \quad (2.19)$$

Parametrizações de R têm os mesmos requisitos que H , exceto que as variâncias condicionais deve ser a unidade. A matriz R continua sendo a matriz de correlação. A estimativa do modelo DCC pode ser formulado com especificação estatística da seguinte forma:

$$\left\{ \begin{array}{l} r_t | \mathfrak{F}_{t-1} \sim N(0, D_t R_t D_t), \\ D_t^2 = \text{diag}\{\omega_i\} + \text{diag}\{k_i\} \circ r_{t-1} r'_{t-1} + \text{diag}\{\lambda_i\} \circ D_{t-1}^2, \\ \varepsilon_t = D_t^{-1} r_t, \\ Q_t = S \circ (u' - A - B) + A \circ \varepsilon_{t-1} \varepsilon'_{t-1} + B \circ Q_{t-1}, \\ R_t = \text{diag}\{Q_t\}^{-1} Q_t \text{diag}(Q_t)^{-1}. \end{array} \right. \quad (2.20)$$

onde A e B são escalares.

A suposição de normalidade na primeira equação dá origem a uma função de probabilidade. Sem este pressuposto, o estimador ainda terá a interpretação quase-máxima verossimilhança (QML). A segunda equação simplesmente expressa o pressuposto que cada ativo segue um processo GARCH univariado.

No entanto, um dos objetivos da presente formulação é para permitir que o modelo seja estimado mais facilmente, mesmo quando a matriz de covariância é muito grande. Denote o parâmetro de D por θ e os parâmetros adicionais de R por ϕ . A log-verossimilhança pode ser escrita como a soma de parte de uma volatilidade e parte de uma correlação:

$$L(\theta, \phi) = L_V(\theta) + L_C(\theta, \phi) \quad (2.21)$$

O termo volatilidade é

$$L_V(\theta) = -\frac{1}{2} \sum_t (n \log(2\pi) + \log |D_t|^2 + r_t' D_t^{-2} r_t), \quad (2.22)$$

e o componente de correlação é

$$L_C(\theta, \phi) = -\frac{1}{2} \sum_t (\log |R_t| + \varepsilon_t' R_t^{-1} \varepsilon_t - \varepsilon_t' \varepsilon_t). \quad (2.23)$$

A parte volatilidade da probabilidade é, aparentemente, a soma de um GARCH de probabilidades individuais:

$$L_V(\theta) = -\frac{1}{2} \sum_t \sum_{i=1}^n \left(n \log(2\pi) + \log (h_{i,t}) + \frac{r_{i,t}^2}{h_{i,t}} \right), \quad (2.24)$$

o qual é conjuntamente maximizada, maximizando separadamente cada termo. A segunda parte da probabilidade é utilizada para estimar os parâmetros de correlação. Como os resíduos quadráticos não são dependentes destes parâmetros, eles não entram nas condições de primeira ordem e pode ser ignorado. O estimador resultante é chamado DCC LL MR (DCC por log-verossimilhança com média de modelo

revertendo a equação $q_{i,j,t} = \bar{\rho}_{i,j} + \alpha(\varepsilon_{i,t-1}\varepsilon_{j,t-1} - \bar{\rho}_{i,j}) + \beta(q_{i,j,t-1} - \bar{\rho}_{i,j})$, e é usado DCC LL INT (DCC por log-verossimilhança para processo integrado) com o modelo integrado $q_{i,j,t} = (1 - \lambda)(\varepsilon_{i,t-1}\varepsilon_{j,t-1}) + \lambda(q_{i,j,t-1})$,

$$\rho_{i,j,t} = \frac{q_{i,j,t}}{\sqrt{q_{ii,t}q_{jj,t}}}$$

A abordagem de duas etapas, para maximizar a probabilidade, é encontrar

$$\hat{\theta} = \operatorname{argmax}\{L_V(\theta)\} \quad (2.25)$$

e, em seguida, tomar este valor como dado na segunda etapa:

$$\max_{\phi}\{L_C(\hat{\theta}, \phi)\} \quad (2.26)$$

2.9 MÉTODO DE ESTIMAÇÃO BASEADO EM QUANTIS VERSUS MÉTODO GARCH MULTIVARIADO

Segundo Maia e Cribari-Neto (2006), os modelos de regressão quantílica linear têm recebido considerável atenção, pois conduzem a uma análise estatística mais completa da relação estocástica entre variáveis aleatórias. Entretanto, os trabalhos de séries temporais baseados nestes modelos – por exemplo, Knight (1989), Weiss (1991) e Rogers (2001) – tendem a tratar do caso em que as inovações (erros) são

independentes e identicamente distribuídas (i.i.d.). Esta restrição faz com que os coeficientes autorregressivos sejam independentes dos quantis especificados. Koenker e Xiao (2004a) consideraram modelos autorregressivos quantílicos lineares em que os parâmetros autorregressivos variam com o quantil $\tau \in (0,1)$ na tentativa de obter outra opção de modelagem de séries temporais econômicas que apresentam dinâmica assimétrica ou persistência local.

Uma desvantagem potencial da estimativa quantil é que ela não permite uma estimativa da natureza variável no tempo de exposição sistêmica ao risco da empresa. Uma abordagem alternativa é estimar modelos GARCH bivariados para obter a covariância da variável tempo entre as instituições e o sistema financeiro. Embora o trabalho de Adrian e Brunnermeier (2011) utilize, principalmente, regressões quantílicas, que são atraentes por sua simplicidade e uso eficiente dos dados, utilizarei, nesse trabalho, os modelos GARCH sugeridos pelos citados autores para estimar tanto o CoVaR quanto a ΔCoVaR .

3 ANÁLISE EMPÍRICA

A análise empírica do trabalho consiste em medir o risco sistêmico considerando as ações de sete instituições financeiras de capital aberto listadas no BM&FBovespa: o Banco ABC Brasil (ABCB4), o Banco do Brasil (BBAS3), o Banco Bradesco (BBDC4), o Banco Daycoval (DAYC4), o Banco Itaú-Unibanco (ITUB4), a seguradora Porto Seguro (PSSA3) e a seguradora SulAmérica (SULA11). Foram consideradas a cotação diária dos preços das ações em reais no fechamento da bolsa, e os retornos em termos percentuais calculados com referência a esses preços. O período cobre de 02/01/2009 a 30/08/2013, totalizando 1.154 observações. A fonte dos dados é o Sistema Econômica.

3.1 DESCRIÇÃO DAS SÉRIES

Nas figuras de 1 a 14 encontram-se o gráfico dos preços e dos log-retornos em porcentagem das sete empresas estudadas. A tabela 1 fornece estatísticas descritivas para as séries de retornos das sete instituições financeiras.

Figura 1: Preço em reais das ações do Banco ABC (ABCB4)



Figura 2: Retorno em porcentagem das ações do Banco ABC Brasil (ABCB4)

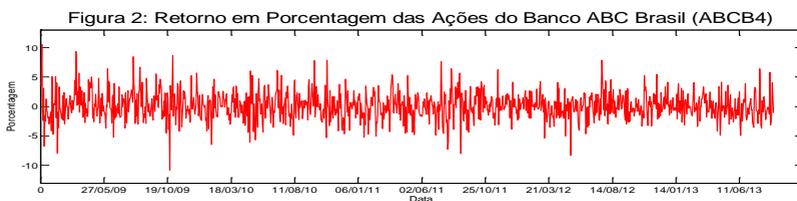


Figura 3: Preço em reais das ações do Banco do Brasil (BBAS3)

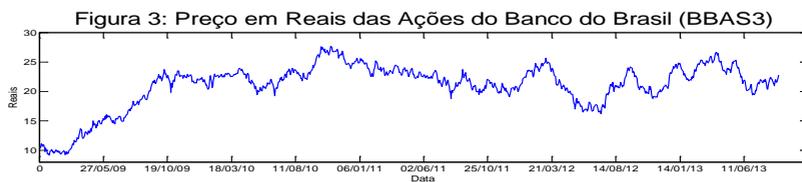


Figura 4: Retorno em porcentagem das ações do Banco do Brasil (BBAS3)

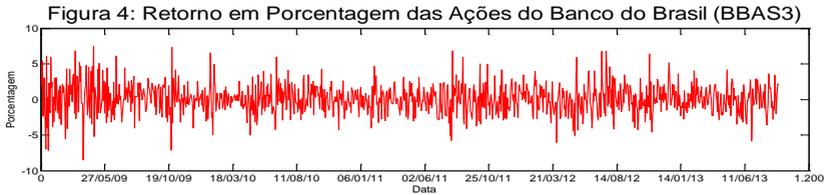


Figura 5: Preço em reais das ações do Banco Bradesco (BBDC4)



Figura 6: Retorno em porcentagem das ações do Banco Bradesco (BBDC4)

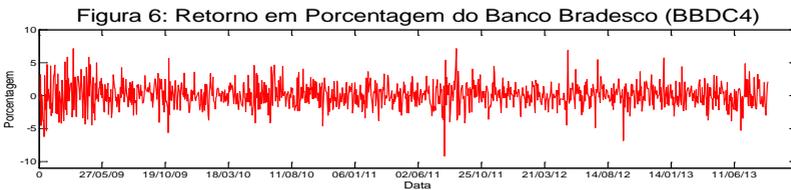


Figura 7: Preço em reais das ações do Banco Daycoval (DAYC4)

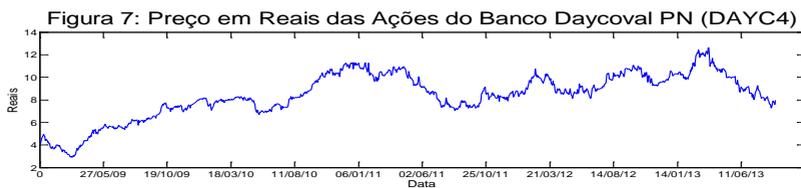


Figura 8: Retorno em porcentagem das ações do Banco Daycoval PN (DAYC4)

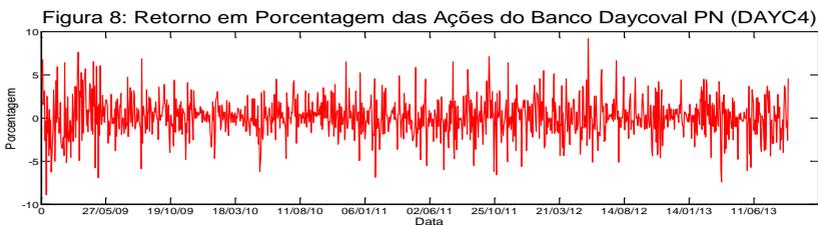


Figura 9: Preço em reais das ações do Banco Itaú-Unibanco (ITUB4)

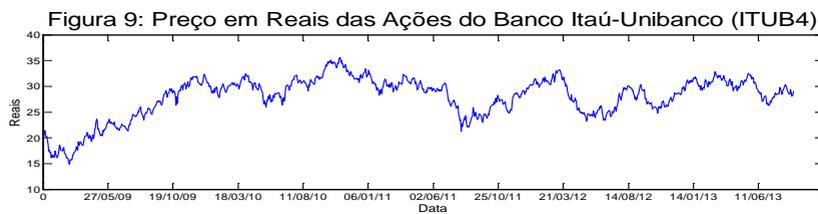


Figura 10: Retorno em porcentagem das ações do Banco Itaú - Unibanco (ITUB4)

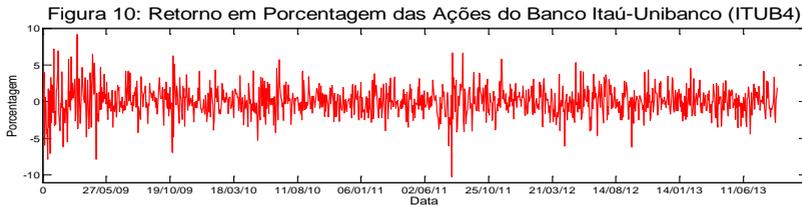


Figura 11: Preço em reais das ações da seguradora Porto Seguro (PSSA4)



Figura 12: Retorno em porcentagem das ações da seguradora Porto Seguro ON (PSSA4)

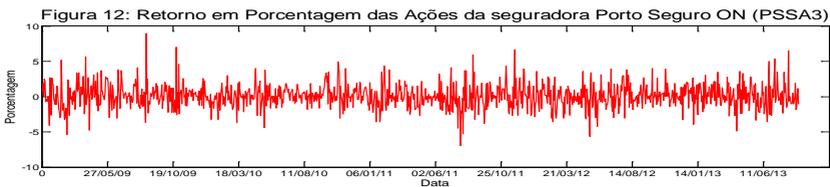
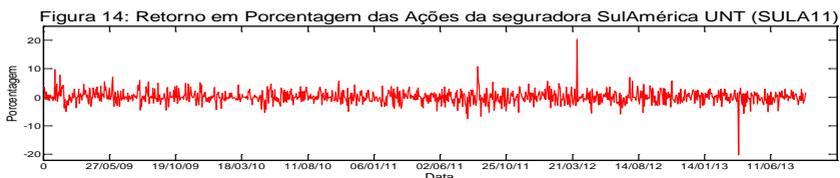


Figura 13: Preço em reais das ações da seguradora SulAmérica UNT (SULA11)



Figura 14: Retorno em porcentagem das ações da seguradora SulAmérica UNT (SULA11)



A análise dos dados da tabela 1 permite concluir que apenas os retornos do banco Itaú-Unibanco têm distribuição assimétrica negativa, isto é, à esquerda. Quanto à curtose, todas as séries são leptocúrticas (caudas pesadas), confirmando o que geralmente ocorre com séries financeiras. O p-valor da estatística de Jarque-Bera permite rejeitar a hipótese nula de normalidade dos retornos.

Tabela 1: Medidas descritivas para os retornos das sete séries estudadas

Instituição	Mínimo	Mediana	Máximo	Média	Desvio Padrão	Assimetria	Curtose	Jarque-Bera	p-valor
ABCB4	-10,7678	0	10,5575	0,0845	2,3493	0,1888	4,4289	103,7	0
BBAS3	-8,5257	0	7,4672	0,0684	2,0447	0,1294	4,0665	57,0	0
BBDC4	-9,2360	0	7,1435	0,0456	1,8057	0,0287	4,4939	106,1	0
DAYC4	-8,9287	0	9,2236	0,0568	2,1990	0,0306	4,2940	79,6	0
ITUB4	-10,2253	0,033	9,1937	0,0299	1,9668	-0,0248	5,0405	198,1	0
PSSA3	-6,9319	0	8,9653	0,0696	1,6571	0,3390	4,8928	192,2	0
SULA11	-20,3042	0	20,2957	0,1212	2,2151	0,1651	15,5659	7545,4	0

3.2 ESTIMAÇÃO DO VaR ATRAVÉS DO MODELO GARCH UNIVARIADO

Como sugere a literatura, foram utilizados modelos GARCH(1,1) para a estimação da volatilidade. Extraiu-se, assim, a variância condicional e, conseqüentemente, o desvio padrão. Posteriormente, estimou-se o VaR de cada instituição financeira utilizando a equação (2.1). A tabela 2 apresenta os parâmetros do modelo, a média do valor em risco e as violações do VaR em porcentagem das sete instituições estudadas. Foi utilizado o *software matlab* com nível de significância de 1%. Após a estimação do VaR nas 1.154 observações, foi determinado quantas vezes o retorno excedeu o VaR e calculado em termos percentuais. Por exemplo, a empresa ABCB4, em 10 dias, das 1.154 observações diárias, teve retorno menor do que o VaR. Essa medida foi denominada de violações do VaR em porcentagem.

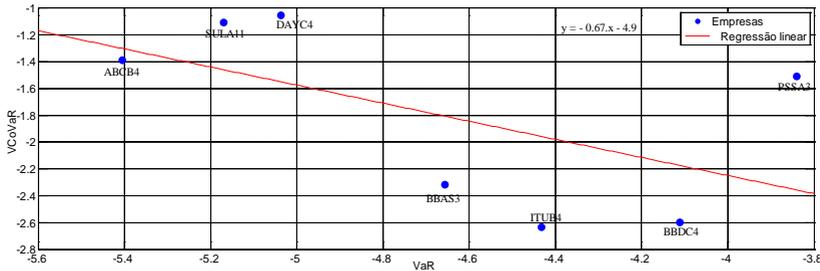
Tabela 2: Parâmetros do modelo VaR com $\alpha = 1\%$

Instituição	<i>VaR</i> <i>mínimo</i>	<i>VaR</i> <i>mediano</i>	<i>VaR</i> <i>máximo</i>	<i>VaR</i> <i>médio</i>	Desvio Padrão	Violações do VaR em porcentagem
ABCB4	- 10,2323	- 5,2395	- 4,6312	- 5,4059	0,6387	0,867
BBAS3	- 8,8257	- 4,4231	- 3,1026	- 4,6569	0,9447	1,301
BBDC4	- 7,1060	- 3,9109	- 3,2191	- 4,1118	0,7101	0,867
DAYC4	- 9,1869	- 4,8317	- 3,7306	- 5,0378	0,9357	1,734
ITUB4	- 8,5956	- 4,1191	- 3,3508	- 4,4326	0,9555	1,041
PSSA3	- 8,5459	- 3,6849	- 2,7843	- 3,8415	0,7590	1,474
SULA11	-16,2333	- 5,0027	- 4,7777	- 5,1709	0,6751	0,867

3.3 GARCH-CoVaR E GARCH- Δ CoVaR

Com a matriz de covariância estimada via modelo DCC, foi calculado o GARCH-CoVaR e GARCH- Δ CoVaR, utilizando, respectivamente, as equações (2.13) e (2.15) de Adrian e Brunnermeier (2011). A figura 15 apresenta o gráfico de dispersão das empresas em relação ao VaR e o $\Delta CoVaR^{sistemali}$, observa-se uma correlação negativa forte entre as variáveis, mostrando que quanto maior o valor em risco (VaR) da empresa, menor é sua contribuição ao risco sistêmico. Também fornece a reta de regressão $y = -4,9486 - 0,6749x$, com $R^2 = 0,3115$.

Figura 15: Gráfico de dispersão entre VaR e variação CoVaR



As tabelas 3, 4 e 5 apresentam as medidas $CoVaR$, $\Delta CoVaR^{sistema|i}$ e $\Delta CoVaR^{i|sistema}$ das sete empresas estudadas. O $\Delta CoVaR^{sistema|i}$ é o risco transmitido pela empresa i sobre o sistema financeiro, e o $\Delta CoVaR^{i|sistema}$ é o risco sofrido pela empresa i dado que o sistema financeiro está em risco. Na tabela 3, observa-se que o $CoVaR$ das empresas BBAS3, BBDC4 e ITUB4, isto é, o VaR do sistema financeiro (aqui usado BM&FBovespa) condicionado a estas três empresas tem magnitudes muito próximas, e são as que mais contribuem para o risco sistêmico. É importante salientar que os ativos dessas três empresas juntos representam mais de 90% dos ativos das sete empresas usadas nesse trabalho. Na tabela 4, o $\Delta CoVaR$ foi calculado na direção do risco financeiro que uma dada empresa i transmite ao sistema financeiro.

Analisando os dados, é possível constatar que em um cenário de elevadas perdas, a empresa que mais gera externalidade negativa ao sistema, é o ITUB4, com variação $CoVaR$ igual a -2,6346. No entanto, seu VaR de -4,4326 é o quinto menor entre as sete empresas estudadas. Em contrapartida, a empresa ABCB4, com VaR de -5,406 (o maior entre as sete), possui o quinto menor $\Delta CoVaR$, transmitindo assim baixo

risco sistêmico em relação às demais empresas. Já na tabela 5, o $\Delta CoVaR$ foi calculado na direção do risco que uma dada empresa i sofre quando o sistema financeiro todo está em estresse.

Essa medida é útil para o gestor de risco de uma dada empresa, já que mede a exposição dessa empresa ao perigo de todo o sistema. A empresa que sofre maior contágio quando o sistema todo está em risco é o ITUB4, com $\Delta CoVaR$ de - 3,3960, e a empresa que é menos contagiada pelo sistema quando este está em estresse é o DAYC4, com $\Delta CoVaR$ de -1,5234, porém o VaR do DAYC4 de -5,0378 é o segundo maior dentre as sete instituições estudadas.

Na tabela 3, a correlação entre VaR e $\Delta CoVaR$ é de - 0,5581. Esta acentuada correlação negativa entre VaR e $\Delta CoVaR$ é resultado do tamanho da empresa e também é devido à natureza dessas medidas: enquanto o VaR mede a expectativa do valor em risco de uma empresa isoladamente, o $\Delta CoVaR$ mensura a contribuição marginal de risco que essa empresa transmite ao sistema. Assim, quanto maior for a empresa, menor é o risco de inadimplência ou, até mesmo, de falência, resultando num VaR baixo. No entanto, quanto maior for a empresa, maior será o risco de transbordamento entre instituições e em um ambiente de alta volatilidade a transmissão do risco de grandes empresas ao sistema será maior do que em pequenas empresas, justificando assim, o $\Delta CoVaR$ (em termos absolutos) das grandes empresas ser maior do que o $\Delta CoVaR$ de pequenas empresas.

Observa-se que enquanto nas empresas financeiras brasileiras há uma forte correlação entre VaR e o $\Delta CoVaR$, no trabalho de Adrian e

Brunnermeier (2011), aplicado em bancos comerciais, bancos de investimento, seguradoras e empresas imobiliárias dos EUA, a correlação entre VaR e ΔCoVaR é quase nula. Uma explicação possível para essa divergência é que no trabalho dos citados autores foi utilizado quatro setores financeiros distintos da economia americana, perfazendo um total de 357 empresas bancárias, enquanto que no presente trabalho foi utilizado apenas dois setores financeiros da economia brasileira com apenas sete empresas.

Tabela 3: Medidas descritivas para a métrica CoVaR com $\alpha = 1\%$

Empresa	CoVaR mínimo	CoVaR mediano	CoVaR máximo	CoVar médio	Desvio Padrão
ABCB4	- 9,5652	- 4,1375	- 3,0930	- 4,5272	1,1894
BBAS3	- 10,1568	- 4,4632	- 3,3428	- 4,8517	1,2350
BBDC4	- 10,0439	- 4,4545	- 3,3439	- 4,8444	1,2256
DAYC4	- 9,1119	- 3,9273	- 2,9184	- 4,3190	1,1834
ITUB4	- 10,0679	- 4,4516	- 3,3411	- 4,8385	1,2223
PSSA3	- 9,7520	- 4,2094	- 3,1103	- 4,5937	1,2123
SULA11	- 9,6455	- 3,9726	- 2,9703	- 4,3552	1,1802

Tabela 4: Medidas descritivas para a métrica $\Delta\text{CoVaR}^{\text{sistema}i}$ com $\alpha = 1\%$

Empresa	ΔCoVaR mínimo	ΔCoVaR mediano	ΔCoVaR máximo	ΔCoVar médio	Desvio Padrão
ABCB4	- 3,1207	- 1,2303	- 0,8108	- 1,3846	0,4292
BBAS3	- 5,2638	- 2,1292	- 1,5118	- 2,3167	0,6163
BBDC4	- 5,7996	- 2,3708	- 1,6766	- 2,5975	0,7168
DAYC4	- 3,2482	- 0,9085	- 0,5332	- 1,0531	0,4230
ITUB4	- 5,7297	- 2,4119	- 1,7117	- 2,6346	0,7221
PSSA3	- 3,4444	- 1,3547	- 0,8578	- 1,5091	0,4745
SULA11	- 3,2210	- 0,9747	- 0,5618	- 1,1047	0,4097

Tabela 5: Medidas descritivas para a métrica $\Delta CoVaR^{i|sistema}$ com $\alpha = 1\%$

Empresa	$\Delta CoVaR$ mínimo	$\Delta CoVaR$ mediano	$\Delta CoVaR$ máximo	$\Delta CoVar$ médio	Desvio Padrão
ABCB4	- 4,9338	- 2,0816	- 1,5536	- 2,1645	0,3689
BBAS3	- 5,5354	- 2,9831	- 2,0607	- 3,1349	0,6467
BBDC4	- 5,5454	- 2,9330	- 2,3135	- 3,1029	0,5947
DAYC4	- 4,6762	- 1,3995	- 0,9111	- 1,5234	0,4658
ITUB4	- 6,9788	- 3,1374	- 2,4947	- 3,3960	0,7992
PSSA3	- 3,5495	- 1,5789	- 1,0865	- 1,6745	0,3891
SULA11	- 4,1354	- 1,5797	- 1,1282	- 1,6322	0,3689

3.4 MATRIZ DE CONTÁGIO ENTRE AS INSTITUIÇÕES

A tabela 6 fornece a matriz de contágio. Diferentemente das tabelas 4 e 5, que fornecem o risco que uma instituição transmite ao sistema e o risco sofrido pelo sistema, o foco aqui é mensurar a externalidade negativa de um papel em relação aos outros quando se considera um ambiente financeiro adverso.

Com esta matriz é possível identificar as empresas que mais influenciam e quais as empresas que são mais influenciadas pelas demais. Por exemplo, na linha 1, coluna 2, foi estimado o $\Delta CoVaR^{1|2}$ com valor de - 1,6378%. Este valor indica que os papéis da empresa ABCB4, quando em estresse financeiro, transmite, através do efeito contágio, um risco da ordem de 1,64% aos papéis da empresa BBAS3.

Com a matriz de contágio é possível ordenar os papéis em duas categorias: i) por elementos da linha, onde é possível determinar qual empresa, cujo os papéis transmitem maior risco aos papéis das demais; ii) por elementos da coluna, onde é possível determinar quais os papéis da empresa que sofre maior risco aos papéis das demais. Analisando a matriz de contágio na tabela 6, pode-se verificar que no sentido de transmitir risco, os papéis da empresa BBDC4, quando em um ambiente de estresse, é o que maior contágio os papéis da empresa ITUB4; e os papéis da empresa ITUB4, quando em um ambiente de estresse, é também a que maior contágio os papéis da empresa BBDC4.

É importante salientar que apesar da reciprocidade no extremo contágio entre os papéis dessas duas empresas, esta não é simétrica. Por exemplo, quando os papéis da empresa ITUB4 estão em estresse, esta transmite risco de 3,5980% aos papéis da empresa BBDC4; enquanto que os papéis da empresa BBDC4, quando em estresse, transmite risco de 3,8804% aos papéis da empresa ITUB4.

Adrian e Brunnermeier (2011) chamam este efeito de direcionalidade, isto é, o ΔCoVaR da instituição i condicionada à instituição j não é necessariamente igual ao ΔCoVaR da instituição j condicionada à instituição i . As somas na horizontal e na vertical da matriz de contágio podem ser interpretadas como contágio marginal acumulado. Por exemplo, um estresse financeiro nos papéis da empresa ABCB4 gera perdas totais nos papéis das outras seis empresas na ordem de 8,49%, ou os papéis da empresa ABCB4 registram perdas na ordem de 10,18% quando os papéis das demais empresas estão em estresse.

No sentido de contagiar as demais empresa em ordem decrescente são os papéis das empresas: BBDC4, ITUB4, BBAS3, PSSA3, ABCB4, SULA11 e DAYC4, com valores de - 13,5587%; - 13,3588%; - 11,6886; - 9,0437; - 8,4900; - 6,6785 e - 6, 5461, respectivamente. No sentido de sofrer o contágio pelas demais empresas em ordem decrescente são os papéis das empresas: ITUB4, BBAS3, BBDC4, ABCB4, SULA11, PSSA3, e DAYC4, com valores de - 13,0034; - 12,0128; - 11,9794; - 10,1844; - 7,6503; - 7,3450 e - 7,1891, respectivamente.

Tabela 6: Matriz de Contágio entre as instituições em porcentagem

	1	2	3	4	5	6	7	Soma
	ABCB4	BBAS3	BBDC4	DAYC4	ITUB4	PSSA3	SULA11	
1								
ABCB4	-	-1,6378	-1,6145	-1,3207	-1,7785	-1,0059	-1,1326	-8,4900
2								
BBAS3	-1,8913	-	-2,8435	-1,3028	-3,0252	-1,2961	-1,3297	-11,6886
3								
BBDC4	-2,1171	-3,2190	-	-1,4514	-3,8804	-1,5285	-1,3623	-13,5587
4								
DAYC4	-1,4151	-1,2116	-1,1926	-	-1,3059	-0,7265	-0,6944	-6,5461
5								
ITUB4	-2,1553	-3,1752	-3,5980	-1,4659	-	-1,5251	-1,4393	-13,3588
6								
PSSA3	-1,4171	-1,5753	-1,6363	-0,9609	-1,7621	-	-1,6920	-9,0437
7								
SULA11	-1,1885	-1,1939	-1,0945	-0,6874	-1,2513	-1,2629	-	-6,6785
Soma	-10,1844	-12,0128	-11,9794	-7,1891	-13,0034	-7,3450	-7,6503	

3.5 RELAÇÃO ENTRE VALOR DE MERCADO E MEDIDA ΔCoVaR DOS PAPÉIS DE CADA EMPRESA

É possível verificar uma relação quase que direta entre o risco sistêmico gerado pelos papéis e o tamanho da empresa correspondente. A tabela 8

apresenta os percentuais dos ativos totais na BM&FBovespa das sete empresas em ordem decrescente em 31/12/2013, e a ΔCoVaR correspondente no período de 02/01/2009 a 30/08/2013. O coeficiente de correlação entre as variáveis é de - 0,9343.

Tabela 7: Valor de mercado em 31/12/2013 em bilhões e ΔCoVaR médio (1%)

Empresa	Valor de Mercado em Bilhões	ΔCoVaR médio (1%).
ITUB4	151,662	- 2,6346
BBDC4	118,771	- 2,5975
BBAS3	59,314	- 2,3167
PSSA3	10,501	- 1,5091
SULA11	5,101	- 1,1047
DAYC4	2,063	- 1,0531
ABCB4	1,699	- 1,3846

4 SÍNTESE CONCLUSIVA

O ΔCoVaR é uma medida importante ao regulador do sistema financeiro nacional, porque permite controlar o risco sistêmico, criando mecanismos que possam impedir uma externalidade negativa, tais como sobretaxar instituições que apresentam percentual de contágio mais elevados em ambiente de estresse financeiro, criando assim uma reserva estratégica que poderá ser usada em momentos de crise financeira. É possível com essas medidas ter uma ideia melhor sobre a saúde da economia como um todo, e, desta maneira, o formulador de políticas econômicas tem subsídios suficientes para fazer os ajustes necessários. Também esta medida é fundamental para o gestor de risco de cada empresa. Por exemplo, o gestor da empresa Itaú/Unibanco consegue perceber que um estresse financeiro na empresa Banco do Brasil gera quase o dobro de perdas a sua instituição do que um estresse na empresa Banco ABC Brasil.

O ΔCoVaR é o VaR do sistema condicionado a uma dada empresa estar em estresse e capta o risco que essa empresa gera no sistema. Esta medida é de suma importância para o risco sistêmico. A principal proposta deste trabalho foi medir o efeito transbordamento no sistema financeiro nacional através da matriz de contágio de cada uma das sete empresas estudadas. Com estas medidas, e complementada com o VaR da instituição, garante ao órgão regulador do sistema realizar políticas econômicas com o propósito de evitar senão mitigar o efeito nefasto das crises econômicas sistêmicas. Por exemplo, a empresa que diante de um

estresse financeiro provoca as maiores perdas ao sistema é o Itaú/Unibanco, com perdas na ordem de 2,63%, e é também a que sofre as maiores perdas quando o sistema todo está em estresse, na ordem de 3,4%.

É importante salientar que as tabelas 4, 5 e 6 apresentam a média da ΔCoVaR das 1.154 observações. Poder-se-ia usar um horizonte de dez dias, diário ou até mesmo um horizonte intra-dia. Na prática, o órgão regulador poderia usar a matriz de contágio calculada diariamente, criando um imposto diário em função do risco de contágio produzido por cada empresa. Por exemplo, na tabela 4, os papéis do banco Itaú/Unibanco apresenta um ΔCoVaR médio maior que ΔCoVaR médio dos papéis do banco Bradesco, porém este resultado não é constante em todas as observações. Para ver isto, basta verificar que no dia 23/05/2012, o ΔCoVaR dos papéis do banco Itaú/Unibanco era de -2,944%, e o ΔCoVaR dos papéis do banco Bradesco era de -2,923%. Já no dia seguinte, em 24/05/2012, o ΔCoVaR dos papéis do banco Itaú/Unibanco era de -2,848%, enquanto que o ΔCoVaR dos papéis do banco Bradesco era de -2,854%. Isto é, a medida ΔCoVaR , assim como o VaR, é uma medida dinâmica, portanto a intensidade do efeito contágio pode alternar-se entre as instituições em períodos distintos.

Uma crítica ao modelo de Adrian e Brunnermeier (2011) pode ser motivada pelo modelo de Kaufman e Scott (2002), que diz que a instabilidade bancária é mais um fenômeno regulatório do que um fenômeno de mercado. A medida ΔCoVaR , ao revelar qual instituição transmite maior risco ao sistema, pode levar os agentes a uma corrida bancária, aumentando o efeito contágio e, conseqüentemente, o risco

entre as instituições, claro que levando em conta expectativas racionais e que não há informações assimétricas no mercado financeiro. Ou seja, antes da métrica ΔCoVaR , as empresas, sobretudo as grandes empresas que estavam na eminência de causar uma crise sistêmica através do efeito contágio, não eram percebidas como perigosas pelos agentes, pois o baixo VaR geralmente era subsídio suficiente para manter a confiança por parte de outras empresas e dos agentes nestas instituições, permitindo que as mesmas tivessem uma rápida recuperação. Agora, com a medida ΔCoVaR , o efeito de transbordamento entre empresas captado pela matriz de contágio revela a inter-relação existente entre as instituições, expondo ainda mais aquelas empresas que já estão com problemas, ou até mesmo aquelas empresas que não estavam com problemas, mas que possuem uma inter-relação forte com instituições insolventes, afetando negativamente, e, conseqüentemente, transbordando para todo o sistema. Ademais, sem falar do aumento de um possível imposto para o risco sistêmico criado pelos órgãos reguladores (caso o ΔCoVaR fosse usado como complemento ao VaR), em função do efeito contágio, afetando de maneira decisiva a saúde destas empresas.

Assim, levando em conta que crises econômicas sistêmicas mais cedo ou mais tarde ocorrerão, antes da medida ΔCoVaR , as grandes crises só eram percebidas quando já estavam instaladas. Não era possível prever uma crise sistêmica em potencial. Com isso, era esperado uma frequência baixa de grandes crises sistêmicas. Já com a medida ΔCoVaR , a previsão de uma potencial crise poderá fazer com que as

mesmas sejam menos agudas, porém com maior frequência em cada século.

Se realmente o modelo de Adrian e Brunnermeier (2011) trará um saldo positivo na economia, caso os órgãos reguladores utilizem a métrica ΔCoVaR , só mesmo o tempo dirá.

5 REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

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; BRUNNERMEIER, Markus, K. CoVaR. *NBER Working Paper, 17454*, 2011. p. 1-43.

ANG, A; CHEN, J. *Asymmetric correlations of equity portfolios*. *Journal of Financial Economics*, vol. 63, 2002. p. 443-494.

ALLEN, F.; GALE, D. *Financial contagion*. **Journal of Political Economy**, University of Chicago Press, v.108, 2000. p. 1-34.

BAE, K.-H.; G. A. Karolyi; STULZ, René M. *A New Approach to Measuring Financial Contagion*. **The Review of Financial Studies Fall**, vol. 16, n. 3, 2003. p. 717-763.

BEKAERT, G.; WU, G. *Asymmetric Volatility and Risk in Equity Markets*. **Review of Financial Studies**, vol. 13, 2000. p. 1-42.

BILLIO, M.; CAPORIN, M.; GOBBO, M. *Flexible Dynamic Conditional Correlation multivariate GARCH models for asset allocation*. **Applied Financial Economics Letters**, vol. 2, 2006. p. 123-130.

BLACK, F. *Studies of Stock Price Volatility Changes*. **Proceedings of the 1976 Meetings of the Business and Economic Statistics Section**, American Statistical Association, 1976. p. 177-181.

BOLLERSLEV, Tim. *A Conditional Heteroskedastic Time Series Model for Speculative Prices and Rates of Return*. **The Review of Economics and Statistics**, 1987.

BOLLERSLEV, Tim. *A Capital Asset Pricing Model with Time-Varying Covariances*. **Journal of Political Economy**, 1988.

BOLLERSLEV, Tim. *Modeling the Coherence in Short-run Nominal Exchange Rates: A Multivariate Generalized ARCH Model*. **The Review of Economics and Statistics**, 1990.

BOLLERSLEV, Tim. *ARCH Modeling in Finance: A review of the Theory and Empirical Evidence*. **Journal of Econometrics**, 1992.

BOLLERSLEV, T., *Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity*. **Journal of Econometrics**, vol. 31, 1986. p. 307-327.

BOLLERSLEV, T.; WOOLDRIDGE, J. *Quasi-Maximum Likelihood Estimation and Inference in Dynamic Models with Time-Varying Covariances*. **Econometrics Reviews**, vol. 11, 1992. p. 143-172.

BOLLERSLEV, T., ENGLE, R. F.; WOOLDRIDGE, J. M. *A Capital Asset Pricing Model with Time-Varying Covariances*. **Journal of Political Economy**, vol. 96, 1988. p. 116-131.

BOLLERSLEV, T.R.; CHOU, Y.; KRONER, K. F. *ARCH Modelling in Finance: a review of the Theory and Empirical Evidence*. **Journal of Econometrics**, vol. 52, 1992. p. 5-60.

BRIAN, S.; NOON, Barry R. *A gentle introduction to quantile regression for ecologists*. **Frontiers in Ecology and the Environment**1, 2003.

BROCK, W. A.; DECHERT, W. D.; SCHEINKMAN, J. A. LEBARON, B. *A Test of Independence Based on the Correlation Dimension*. **Econometric Reviews**, vol. 15, 1996. p. 197-235.

BUENO, Rodrigo D.L.S. *Econometria de séries temporais*. 2 ed. São Paulo, Cengage Learning, 2011.

CAMPBELL, J. Y.; HENTSCHELL, L. *No News is Good News: an asymmetric model of Changing Volatility in Stock Returns*. **Journal of Financial Economics**, vol. 31, 1992. p. 281-318.

CAPPIELLO, L.; ENGLE, R. F.; SHEPPARD, K. *Asymmetric Dynamics in the Correlations of Global Equity and Bond Returns*. **Journal of Financial Econometrics**, vol. 4, 2006. p. 537-572.

CHERNOZHUKOV, Victor; HONG, Han. *Three-Step Censored Quantile Regression and Extramarital Affairs*. **J. Amer. Statist. Assoc.**, 97, 2002.

DAVIDSON, A. C.; HINKLEY, D. V. **Bootstrap Methods and Their Application**. Cambridge University Press: Cambridge, 1997.

DAVIDSON, R.; MACKINNON, J. G.; 1993. **Estimation and Inference in Econometrics**. Oxford, 1993.

DING, Z.; GRANGER, C. W. J.; ENGLE, R. F. (1993), *A Long Memory Property of Stock Market Returns and a New Model*. **Journal of Empirical Finance**, vol. 1, 1993. p. 83-106.

DUAN, J. C. *Augmented GARCH(p,q) Process and its Diffusion Limit*. **Journal of Econometrics**, vol. 79, 1997. p. 97-127.

ENGLE R. F.; V. K. Ng. *Measuring and Testing the Impact of News on Volatility*. **Journal of Finance**, vol. 48, 1993. p. 1749-1778.

ENGLE, R. F. *Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity imates of the Variance of United Kingdom Inflation*. **Econometrica**, vol. 50, 1982. p. 987-1007.

ENGLE, R. F.; KRONRT, K. F. *Multivariate Simultaneous Generalized Arch*. **Econometric Theory**, vol. 11, 1995. p. 122-150.

ENGLE, R.F.; SHEPPARD, K. *Theoretical and Empirical Properties of Dynamic Conditional Correlation Multivariate Garch*. **UCSD Working Paper**, n° 2001-15, 2001.

ENGLE, R.F. **Dynamic Conditional Correlation** - A Simple Class of Multivariate GARCH Models. **Forthcoming Journal of Business and Economic Statistics**, 2002.

FAMA, E. F. *The Behaviour of Stock-Market Prices*. **Journal of Business**, vol. 38, 1965. p. 34-105.

FIORENTINI, G.; CALZOLARI, G.; PANATTONI, L. *Analytic Derivatives and the Computation of GARCH Estimates*. **Journal of Applied Econometrics**, vol. 11, 1996. p. 399-417.

FURFINE, Craig H. **Interbank Exposures: Quantifying the Risk of Contagion.** Bank for International settlements, Monetary and Economic Department Basel, Switzerland, 1999.

GAI, Prasanna; KAPADIA; Sujit. **Contagion in Financial Networks.** Bank of England Working Paper, n° 383. Available at SSRN, 2010.

HAFNER, C. M.; FRANSES, P. H. **A Generalized Dynamic Conditional Correlation Model for Many Asset Returns.** Econometric Institute Report EI 2003-18, Erasmus University Rotterdam, 2003.

HAMILTON, J. D. **Time Series Analysis.** Princeton, New Jersey: Princeton University Press, 1994.

HARTMANN, Philipp; STRAETMANS, Stefan; VRIES, C. G. **Asset Market Linkages in Crisis Periods.** Papers 71, Quebec a Montreal - Recherche en gestion, 2001.

HARTMANN, Philipp; STRAETMANS, Stefan; VRIES, C. G. **Asset Market Linkages in Crisis Periods.** Working Paper Series 0071, European Central Bank, 2001.

HARTMANN, Philipp; STRAETMANS, Stefan; VRIES, C. G. **Asset Market Linkages in Crisis Periods.** Tinbergen Institute Discussion Papers 01-071/2, Tinbergen Institute, 2001.

HARTMANN, Philipp; STRAETMANS, Stefan; VRIES, C. G. **Asset Market Linkages in Crisis Periods.** The Review of Economics and Statistics, MIT Press, vol. 86(1), pages 313-326, February, 2001.

HUANG, Xin; HAO, Zhou; HAIBIN Zhu. *A Framework for Assessing the Systemic Risk of Major Financial Institutions.* **Journal of Banking and Finance**, vol. 33, 2036–2049, 2009.

JORION, Philippe. **Value at Risk: the new benchmark for managing financial risk.** 2004.

KAUFMAN, George; KENNETH, Scott. **What is systemic risk and do bank regulators retard or contribute to it?.** 2002.

KAUFMAN, George. Comment on Systemic Risk. In: KAUFMAN, George G. **Research in Financial Services: Banking, Financial Markets, and Systemic Risk**. Vol. 7, Greenwich, CT: JAI Press, 1995a. 47-52.

KAUFMAN, George; SEELIG, Steven. **Post-Resolution Treatment of Depositors at Failed Banks and the Severity of Bank Crises, Systemic Risk, and Too-Big-To-Fail**. *Economic Perspectives*, (Federal Reserve Bank of Chicago), Second Quarter, 2002. 27-41.

KOCHERGINSKY, M.; HE, X.; MU, Y. **Practical Confidence Intervals for Regression Quantiles**. *Journal of Computational and Graphical Statistics*, 2005.

KRONER, K. F.; V. K. Ng (1998). *Modeling Asymmetric Comovements of Asset Returns*. **Review of Financial Studies**, vol. 11, 1998. p.817-844.

KRONER, R.; XIAO, Zhijie. *Quantile Autoregression*. **Journal of the American Statistical Association**, Volk 101, 2004a.

LAURENT, S. *Analytical Derivates of the APARCH Model*. **Computational Economics**, vol. 24, 2004. p. 51-57.

MAIA, André L. S.; CRIBARI-NETO, Francisco (2006), *Dinâmica inflacionária brasileira: resultados de auto-regressão quantílica*. **Rev. Bras. Econ**, vol. 60, n. 2, Rio de Janeiro, Apr./June, 2006.

NELSON, D. B. *Conditional Heteroskedasticity in Asset Returns: a New Approach*. **Econometrica**, vol. 59, 1991. p. 347-370.

NELSON, D. B.; CAO, C. Q. *Inequality Constraints in the Univariate GARCH Model*. **Journal of Business & Economic Statistics**, vol. 10, 1992. p. 229-235.

PINDYCK, R. S. *Risk, Inflation, and the Stock Market*. **American Economic Review**, vol. 74, 1984. p. 334-351.

PORTNOY, S. L. *Censored Regression Quantiles*. **Journal of the American Statistical Association**, 98. 2003.

POWELL, James L. *Censored Regression Quantiles*. **Journal of Econometrics**. 1986

STIGLER, S. *Bosovich, Simpson and a 1760 manuscript note on fitting a linear relation*. **Biometrika**, 1984.

TAYLOR, S. **Modelling Financial Time Series**. New York: Wiley, 1986.

TSE, Y. K. *Residual-Based Diagnostics for Conditional Heteroscedasticity Models*. **Econometrics Journal**, vol. 5, 2002. p. 358-373.

TSE, Y. K.; TSUI, A. K. *A Multivariate Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity Model with Time-Varying Correlations*. **Journal of Business and Economic Statistics**, vol. 20, 2002. p. 351-362.

WANG, H.; WANG, L. *Locally Weighted Censored Quantile Regression*. **Journal of the American Statistical Association**, 2009.

WEI, Y.; HE, X. *Conditional Growth Charts (with discussions)*. **Annals of Statistics**. 2006.

ANEXOS

ANEXO 1: Figuras

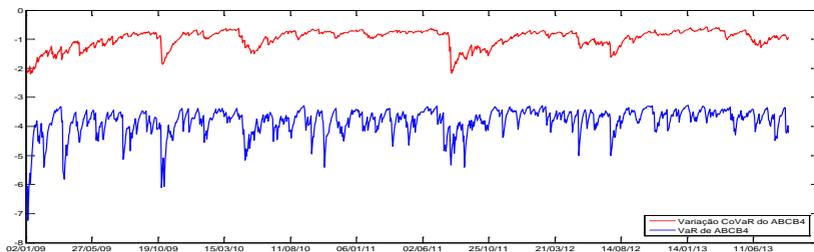


Figura A1: Gráfico do VaR e do ΔCoVaR dos papéis do banco ABC do Brasil. $\alpha = 5\%$



Figura A2: Gráfico do VaR e do ΔCoVaR dos papéis do Banco do Brasil. $\alpha = 5\%$

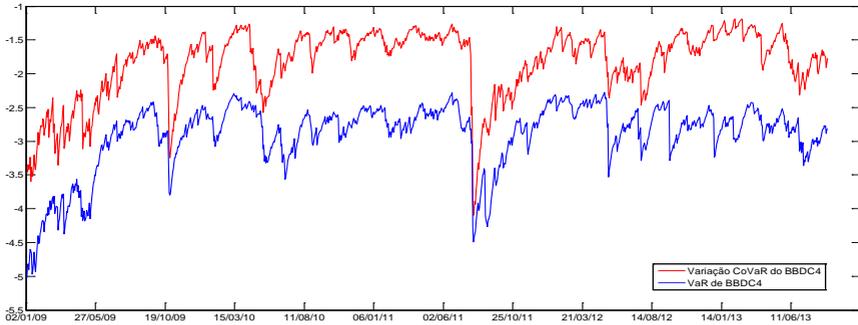


Figura A3: Gráfico do VaR e do ΔCoVaR dos papéis do Banco Bradesco. $\alpha = 5\%$

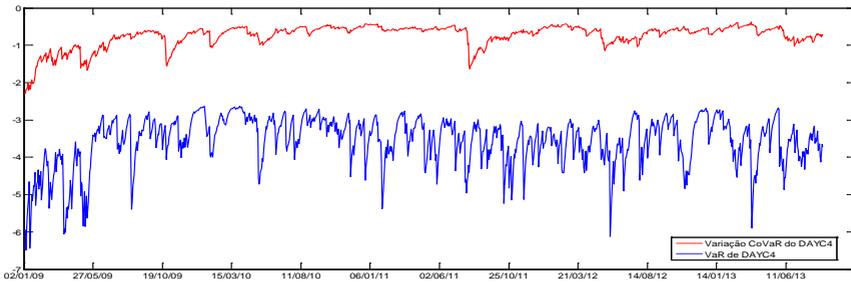


Figura A4: Gráfico do VaR e do ΔCoVaR dos papéis do Banco Daycoval. $\alpha = 5\%$



Figura A5: Gráfico do VaR e do ΔCoVaR dos papéis do Banco Itaú-Unibanco. $\alpha = 5\%$

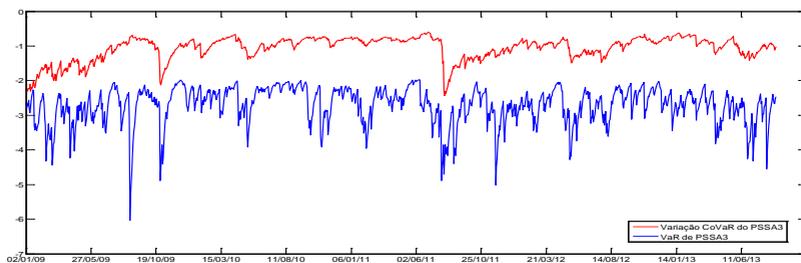


Figura A6: Gráfico do VaR e do ΔCoVaR dos papéis da seguradora Porto Seguro. $\alpha = 5\%$

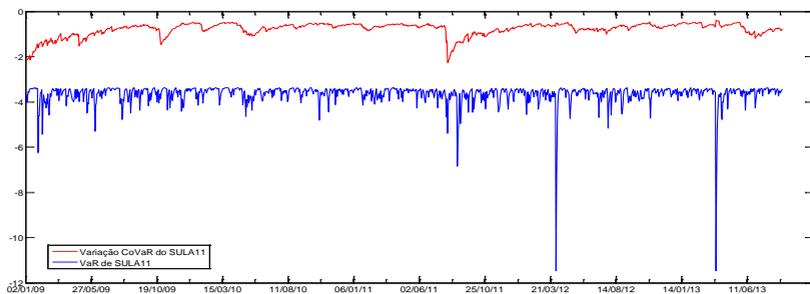


Figura A7: Gráfico do VaR e do ΔCoVaR dos papéis da seguradora SulAmérica. $\alpha = 5\%$

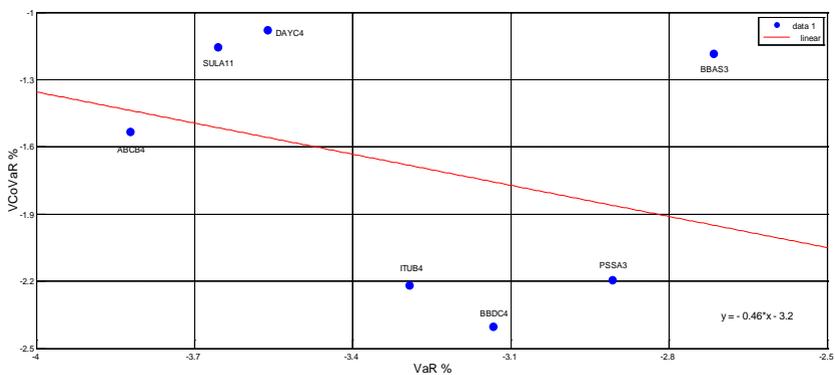


Figura A8: Gráfico de dispersão entre VaR e ΔCoVaR . $\alpha = 5\%$

ANEXO 2: Tabelas

Tabela A1: Parâmetros do modelo VaR com $\alpha = 5\%$.

Instituição	ω	α_1	β_1	VaR médio	Violações do VaR em porcentagem
ABCB4	0,8422	0,0648	0,7776	- 5,4060	0,8651
BBAS3	0,1664	0,0710	0,8870	- 4,6570	0,8651
BBDC4	0,1059	0,0395	0,9252	- 4,1119	0,8651
DAYC4	0,4774	0,0984	0,8016	- 5,0378	1,9896
ITUB4	0,1096	0,0451	0,9228	- 4,4326	1,0381
PSSA3	0,2956	0,1295	0,7694	- 3,8415	1,4706
SULA11	2,4585	0,1325	0,3838	- 5,1709	1,0381

Tabela A2: Medidas descritivas para a medida CoVaR com $\alpha = 5\%$

Empresa	CoVaR mínimo	CoVaR mediano	CoVaR máximo	CoVar médio	Desvio Padrão
ABCB4	- 6,7631	- 2,9255	- 2,1869	- 3,2010	0,8410
BBAS3	- 7,1814	- 3,1557	- 2,3635	- 3,4304	0,8732
BBDC4	- 7,1016	- 3,1494	- 2,3643	- 3,4252	0,8665
DAYC4	- 6,4426	- 2,7768	- 2,0635	- 3,0538	0,8367
ITUB4	- 7,1185	- 3,1475	- 2,3623	- 3,4211	0,8642
PSSA3	- 6,8952	- 2,9763	- 2,1991	- 3,2480	0,8572
SULA11	- 6,8199	- 2,8088	- 2,1002	- 3,0793	0,8345

Tabela A3: Medidas descritivas para a medida $\Delta CoVaR^{sistemali}$ com $\alpha = 5\%$.

Empresa	$\Delta CoVaR$ mínimo	$\Delta CoVaR$ mediano	$\Delta CoVaR$ máximo	$\Delta CoVar$ médio	Desvio Padrão
ABCB4	- 2,2065	- 0,8699	- 0,5733	- 0,9790	0,3035
BBAS3	- 3,7218	- 1,5055	- 1,0689	- 1,6380	0,4358
BBDC4	- 4,1006	- 1,6763	- 1,1855	- 1,8365	0,5068
DAYC4	- 2,2966	- 0,6424	- 0,3770	- 0,7446	0,2991
ITUB4	- 4,0512	- 1,7053	- 1,2103	- 1,8628	0,5106
PSSA3	- 2,4353	- 0,9579	- 0,6065	- 1,0670	0,3355
SULA11	- 2,2774	- 0,6891	- 0,3972	- 0,7811	0,2897

Tabela A4: Medidas descritivas para a medida $\Delta CoVaR^{i|sistema}$ com $\alpha = 5\%$.

Empresa	$\Delta CoVaR$ mínimo	$\Delta CoVaR$ mediano	$\Delta CoVaR$ máximo	$\Delta CoVar$ médio	Desvio Padrão
ABCB4	- 3,4885	- 1,4718	- 1,0984	- 1,5304	0,2608
BBAS3	- 3,9138	- 2,1092	- 1,4570	- 2,2166	0,4573
BBDC4	- 3,9209	- 2,0738	- 1,6358	- 2,1939	0,4205
DAYC4	- 3,3063	- 0,9895	- 0,6442	- 1,0771	0,3294
ITUB4	- 4,9344	- 2,2183	- 1,7639	- 2,4012	0,5651
PSSA3	- 2,5097	- 1,1163	- 0,7682	- 1,1840	0,2751
SULA11	- 2,9240	- 1,1169	- 0,7977	- 1,1540	0,1951