

UNIVERSIDADE DO VALE DO RIO DOS SINOS  
Programa de Pós-Graduação em Ciências Econômicas  
Nível Mestrado

**Efeito das instabilidades financeiras nas dinâmicas da economia brasileira  
(2000 - 2015)**

Filipe Stona

Prof. Dr. Divanildo Triches

São Leopoldo  
2016

**Filipe Stona**

**Efeito das instabilidades financeiras nas dinâmicas da economia brasileira (2000 - 2015)**

Dissertação apresentada como requisito parcial para obtenção do título de Mestre em 2016, pelo Curso de Mestrado Acadêmico de Economia da Universidade do Vale do Rio dos Sinos - UNISINOS.

Orientador: Prof. Dr. Divanildo Triches

Coorientador: Prof. Dr. Igor A. C. de Morais

São Leopoldo  
2016

S877e      Stona, Filipe.  
              Efeito das instabilidades financeiras nas dinâmicas da  
              economia brasileira (2000 - 2015) / Filipe Stona. – 2016.  
              44 f. : il. ; 30 cm.

              Dissertação (mestrado) – Universidade do Vale do Rio  
              dos Sinos, Programa de Pós-Graduação em Ciências  
              Econômicas, 2016.

              "Orientador: Prof. Dr. Divanildo Triches ; coorientador:  
              Prof. Dr. Igor A. C. de Moraes."

              1. Finanças internacionais. 2. Crises financeiras –  
              Brasil. 3. Política econômica – 2001-. I. Título.

CDU 33

## **AGRADECIMENTOS**

Ninguém vai muito longe sozinho. Esse trabalho é fruto não apenas do meu esforço e dedicação, mas principalmente das pessoas que me ajudaram a chegar até aqui. Sem a contribuição de todos vocês, essa caminhada seria mais dolorosa e menos frutífera. Comecei o mestrado em um período difícil da minha vida, e graças a vocês não apenas tive força para continuar, mas tive prazer em estudar e aprender. Por isso agradeço a minha família por todas as oportunidades que me deram na vida, por serem compreensivos comigo e me apoiarem quando eu precisar. À minha namorada, agradeço pela paciência e compreensão nos momentos difíceis.

Também agradeço a todos colegas que participaram dessa jornada. Em especial, Jean, Maurício e Adriano, que foram grandes parceiros dentro e fora de sala, e que por muitas vezes foram companheiros de estudo para ultrapassar os obstáculos juntos. São amigos que o mestrado me deu, a quem desejo o maior sucesso na carreira e na vida, que sejam muito felizes. Cabe lembrar e agradecer a dedicação e competência dos professores que participaram da minha formação, com quem ainda tenho muito a aprender: Angélica Massuquetti, Marcos Tadeu Lélis, André Azevedo, Tiago Wickstrom Alves, José Roberto Iglesias e Divanildo Triches. Gostaria de destacar meus agradecimentos à professora Angélica, por oportunizar minha primeira apresentação em um congresso nacional à partir de um projeto em que tive o prazer de participar; e ao professor Divanildo, por incentivar o desenvolvimento do meu primeiro artigo aceito em uma revista acadêmica, e, além disso, pela forma que conduziu minha orientação. Agradeço também aos membros da secretaria do PPG, como a Gabriela Ibarra e a Patrícia Gauss, que sempre ajudaram a esclarecer minhas dúvidas. Foram vocês que tornaram tão fácil minha adaptação a uma nova instituição de ensino.

Por fim, agradeço ao meu professor e orientador Igor Morais - a quem eximo de todos os erros que possam haver neste trabalho -, que me fez querer aprender coisas novas, as quais seriam inimagináveis sem seu incentivo e conhecimento. Sou extremamente grato a tudo que você me ensinou e oportunizou, pois sem seu apoio talvez essa caminhada não tivesse sido tão gratificante.

Agradeço também à CAPES pela concessão da bolsa que oportunizou a realização do Mestrado em Economia na UNISINOS.

## **RESUMO**

Esse trabalho apresenta as diferenças das dinâmicas macroeconômicas nos períodos de instabilidade no mercado financeiro brasileiro entre 2000 e 2015. Para isso, foi introduzido um indicador de instabilidade no mercado financeiro brasileiro e sua interação com a atividade econômica, inflação e políticas monetárias através de um VAR com mudanças de regime Markoviano. Foi possível comprovar que ocorrem reações distintas na economia nos períodos de estresse. Demonstrou-se também que os efeitos de um choque de instabilidade no mercado financeiro não diferem entre países desenvolvidos e em desenvolvimento, como o Brasil, no que tange a atividade econômica. Ainda, observou-se políticas com efeitos contrários em regimes de estabilidade e estresse, apontando que os governos podem tornar uma crise financeira ainda mais profunda caso ignorem as diferenças no comportamento da economia em ambos regimes.

## **ABSTRACT**

This paper presents the differences in macroeconomic dynamics that occurred during instabilities in the Brazilian financial market from 2000 to 2015. In this regard, we introduced the Brazilian financial stress index and investigated its interaction with real activity, inflation and monetary policy using a Markov-switching VAR model. We could verify distinct economic reactions during stressful periods. At the same time, the observed effects of financial instability shocks do not differ in real activity between developed and developing countries. Furthermore, policies that cause opposite effects in stable and stressful regimes indicate that a government might deepen a financial crisis if policy-makers implements a policy used successfully during a regime that is economically and behaviorally dissimilar from tense states.

## LISTA DE SIGLAS

ADS	<i>Aboura-Dieblid-Scotti Business Conditon Index</i>
AIC	<i>Akaike Information Criterion</i>
ARCH	<i>Autoregressive Conditional Heteroskedastic</i>
ARMA	<i>Autoregressive Moving-Average Model</i>
BCB	Banco Central do Brasil
BIC	<i>Bayesian Information Criterion</i>
CAPM	<i>Capital Asset Pricing Model</i>
DFA	<i>Dynamic Factor Analysis</i>
DFM	<i>Dynamic Factor Model</i>
FED	<i>Federal Reserve System</i>
FSI	<i>Financial Stress Index - Índice de Estresse Financeiro</i>
GED	<i>Generalized Normal Distribution</i>
HQIC	<i>Hanna-Quinn Information Criterion</i>
IBGE	Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística
IFB	Índice de Instabilidade Financeira no Brasil
LIBOR	<i>London Interbank Offered Rate</i>
NASDAQ	<i>National Association of Securities Dealers Automated Quotations</i>
NFCI	<i>National Financial Conditions Index</i>
PCA	<i>Principal Component Analysis - Análise de Componente Principal</i>
sGED	Distribuição GED Assimétrica
SIC	<i>Shibata Information Criterion</i>
snorm	<i>Distribuição normal assimétrica</i>
sstd	<i>Distribuição t de Student Assimétrica</i>
std	<i>Distribuição t de Student</i>

## SUMÁRIO

<b>Agradecimentos</b>	<b>i</b>
<b>Resumo</b>	<b>ii</b>
<b>Abstract</b>	<b>iii</b>
<b>Lista de Siglas</b>	<b>iv</b>
<b>Introdução</b>	<b>1</b>
<b>1 O mercado financeiro e as dinâmicas macroeconômicas</b>	<b>3</b>
1.1 Turbulência e incerteza no mercado financeiro . . . . .	3
1.2 Crises no mercado de crédito . . . . .	5
<b>2 As relações entre ciclos e crises</b>	<b>6</b>
2.1 Ciclos de Negócios e Ciclos Financeiros . . . . .	6
2.2 Revisão dos estudos empíricos . . . . .	9
<b>3 Metodologia de Pesquisa</b>	<b>10</b>
3.1 Indicador de instabilidade financeira . . . . .	10
3.1.1 Análise de Fator . . . . .	11
3.2 Vetor autorregressivo com mudanças de regimes markovianos (MS-VAR) . . .	13
3.3 Dados . . . . .	15
3.3.1 Grupo Risco . . . . .	16
3.3.2 Grupo Bancário . . . . .	18
3.3.3 Grupo Externo . . . . .	19
<b>4 Resultados</b>	<b>20</b>
4.1 Procedimentos e tratamento dos dados . . . . .	21
4.2 Índice de instabilidade financeira . . . . .	23
4.3 Políticas econômicas nos períodos de instabilidade financeira . . . . .	28
<b>5 Considerações Finais</b>	<b>33</b>
<b>Referências</b>	<b>35</b>
<b>Apêndice 1</b>	<b>44</b>



## INTRODUÇÃO

Durante os períodos de crises internacionais, os governos tomam medidas para mitigar ou diminuir os efeitos na economia nacional. Essas ações costumam variar de estímulos fiscais a flexibilizações do estímulo monetário, intervenções no mercado financeiro e no câmbio. As políticas adotadas podem evitar o transbordamento da crise internacional para a economia local caso elas sejam adequadas. No entanto, por se tratar de um período de instabilidade, as políticas fiscais e monetárias podem não ter os efeitos esperados<sup>1</sup>. Assim, os governantes que não tenham capacidade de absorver as características do seu país durante crises internacionais e tomem decisões com base no comportamento da economia em períodos de estabilidade, podem fracassar ao tentar aumentar os níveis de investimento com políticas inadequadas, por exemplo.

A globalização financeira permite que firmas tenham ações em diferentes mercados mundiais, da mesma forma que os investidores podem procurar alternativas fora dos mercados domésticos. Com isso, uma crise em qualquer mercado mundial com alguma relevância alastra-se para outros países, o que demonstra a importância de identificar períodos de estresse financeiro global e nacional. Por outro lado, crises em mercados desenvolvidos, como Europa e Estados Unidos, podem tardar a chegar em mercados em desenvolvimento, como o Brasil. Não obstante a crescente relevância dos mercados financeiros no cenário internacional, o Brasil ainda carece de instrumentos periódicos e objetivos que indiquem a situação do mercado. Evidencia-se, assim, a necessidade de formular um índice de estresse financeiro incorporando variáveis domésticas e internacionais, delimitando uma imagem mais fidedigna do mercado financeiro brasileiro.

Além disso, à medida que os mercados financeiros tornam-se mais importantes para a economia internacional, cabe estudar sua volatilidade e compreender como esta influenciará as políticas econômicas, permitindo que os governantes utilizem mecanismos de ajuste mais precisamente. As turbulências financeiras vêm ocorrendo com mais frequência, fazendo com que a análise dos seus efeitos no lado real da economia ganhe importância. Como Espinoza et al. (2012) argumentam, juntamente com a recessão global de 2007-2009, as instabilidades no mercado contribuíram para reavivar as discussões sobre a intensidade da ligação entre a macroeconomia com o setor financeiro, assim como o papel amplificador dos choques para o lado real da economia que alguns ativos acabam assumindo.

A relevância do setor financeiro na economia pode ser reconhecida, desde Bagehot (1873) e Schumpeter (1934), como canalizador de fundos e contribuindo para o crescimento e desenvolvimento, assim como em Keynes (1936), em que percebe-se sua influência do mercado de ativos nos juros. A partir da década de 1980, alguns trabalhos observaram os efeitos de políticas econômicas no mercado financeiro, e por qual meio tais políticas eram transmitidas ao restante

---

<sup>1</sup>Claessens et al. (2012b) notaram que os estímulos fiscais, por exemplo, interagem com os ciclos de negócios com efeito positivo para o lucro das empresas, porém foram insignificantes para os investimentos.

da economia<sup>2</sup>.

Por outro lado, destaca-se a força que os mercados financeiros podem exercer na economia, tanto nas políticas monetárias e fiscais como nos indicadores macroeconômicos. O trabalho de Bernanke et al. (1999) exhibe um mecanismo no qual desenvolvimentos endógenos no mercado de crédito funcionam como amplificadores e propagam os choques para a macroeconomia. Por sua vez, Rigobon e Sack (2003) buscam a relação entre os preços dos ativos no mercado financeiro com as políticas monetárias, identificando que movimentos na bolsa de valores tem um impacto significativo na taxa de juros de curto prazo. No mesmo sentido, Patelis (1997) observou que os preços dos ativos no mercado financeiro respondem com atraso às políticas monetárias, apesar de uma mútua interação ser inegável, como demonstrou Björnland e Leitemo (2009).

Essas análises não consideram designadamente uma diferenciação entre períodos de crise e estabilidade. Tal particularização justifica-se, entre outras, pelas evidências de que em períodos de expansão dos mercados financeiros ocorrem baixas taxas de inflação, juntamente com crescimento na oferta de crédito (CHRISTIANO et al., 2010). Dessa forma, após a crise de *subprime* nos EUA em 2008, uma série de trabalhos buscaram investigar a relação entre os mercados financeiros, a produção da economia e o efeito de políticas monetárias em períodos de estresse. Seguindo essa linha, Davig e Hakkio (2010) analisaram o efeito desses momentos no PIB dos Estados Unidos. Hubrich e Tetlow (2012, 2015) fizeram análise semelhante com foco na atividade da economia, inflação e políticas monetárias. Aboura e Van Roye (2013) demonstram que episódios de instabilidade financeira estão associados com uma significativa queda na atividade econômica francesa. Esses trabalhos têm em comum a utilização de um modelo com mudanças de regimes Markovianos para testar os efeitos em diferentes estados do mercado financeiro. Mitnik e Semmler (2013) também utilizam um modelo de regimes, porém baseando-se em um TAR (*threshold autoregression models*) para definição dos estados, para investigar como as crises financeiras transbordam para a economia real nos Estados Unidos e em cinco países europeus. Finalmente, Dovern e Roye (2014) estudam os efeitos nos ciclos de negócios internacionais dos estresses financeiros a partir de um vetor autoregressivo global, possibilitando captar transbordamentos entre países. Tais trabalhos serão essenciais para a parte final desta investigação, quando serão comparados os resultados obtidos.

Assim, o objetivo principal dessa pesquisa é investigar as diferenças das dinâmicas macroeconômicas nos períodos de instabilidade no mercado financeiro em comparação com os períodos de estabilidade entre 2000 e 2015. Para isso, parte importante da dissertação concentra-se na formulação de um índice capaz de sintetizar o comportamento do mercado financeiro, possibi-

---

<sup>2</sup>Com parte da literatura pioneira dessa linha de pesquisa, destaca-se Bernanke e Blinder (1988), Bernanke e Blinder (1992) e Romer e Romer (1990), que analisaram os efeitos de políticas monetárias no mercado de crédito, e Kashyap et al. (1993) e Bernanke e Gertler (1995), que visaram entender os canais de transmissão das políticas monetárias, demonstrando a relação existente com o setor financeiro.

litando destacar os períodos de incerteza. A literatura internacional já aponta para um comportamento diferente da economia nesses momentos, todavia, os estudos concentram-se na análise de mercados desenvolvidos, carecendo de pesquisas que possam indicar o transbordamento do mercado financeiro para as dinâmicas da economia real no Brasil. Cabe destacar que o período de análise justifica-se, sobretudo, pela disponibilidade de dados.

Sob tais auspícios, no próximo capítulo será apresentada a revisão teórica, abordando a relação entre o mercado financeiro e as dinâmicas macroeconômicas e uma breve revisão da teoria dos ciclos de negócios. Em seguida, apresenta-se o conjunto de ferramentas metodológicas utilizadas, seguido dos resultados e conclusões da dissertação.

## **1 O MERCADO FINANCEIRO E AS DINÂMICAS MACROECONÔMICAS**

Diante dos objetivos traçados, neste capítulo analisa-se a importância do mercado financeiro e das bolsas de valores para compreender as dinâmicas macroeconômicas, assim como os efeitos dos períodos de estresse financeiro no lado real da economia. As consequências das turbulências do mercado na economia real podem ser observadas sob dois prismas, seguindo a estrutura sugerida por Davig e Hakkio (2010). Em primeiro lugar, é possível observar como as firmas tomarão decisões de investir diante da incerteza, uma vez que elas podem postergar investimentos aguardando o mercado estabilizar. Em segundo lugar, as firmas podem ser afetadas pela turbulência financeira com a limitação das possibilidades de contrair empréstimos, gerando restrições no mercado de crédito.

### **1.1 TURBULÊNCIA E INCERTEZA NO MERCADO FINANCEIRO**

Conforme sugerido por Davig e Hakkio (2010), a primeira forma de observar o efeito de turbulências no mercado parte do modelo de opções reais (*real options model*). Segundo esse modelo, a incerteza aumenta a distância entre o produto marginal do capital que justifica um novo investimento e o produto marginal do capital que justifica não realizar o investimento. Tal fato ocorre quando são projetados investimentos irreversíveis, os quais tendem a ser postergados em momentos de incerteza, pois esperar para fazer o investimento no próximo período pode trazer benefícios a partir de novas informações vindas do mercado. Quando as dúvidas são muitas, a zona de inação dos agentes se expande, uma vez que eles se tornam mais cautelosos com as condições econômicas (BAUM et al., 2010; BERNANKE, 1983; BLOOM et al., 2007; BLOOM, 2009). A incerteza dos agentes também pode estar relacionada com o componente psicológico da economia, destacado por Keynes (1936). Ele argumentou que as movimentações do mercado financeiro, não raramente, divergem de algumas realidades econômicas como a renda e o emprego na economia. Assim, conforme Keynes (1936), os ciclos de crescimento e recessão poderiam ser causados por um comportamento irracional ou otimista irracional.

Tanto Bloom (2009) quanto Panousi e Papanikolau (2012) argumentam que a incerteza dos agentes econômicos pode ser representada pela volatilidade do preço das suas ações. Panousi e Papanikolau (2012) também destacam que a volatilidade nas ações das empresas não explicadas pelo mercado ou pela indústria está associada negativamente com o investimento das empresas norte-americanas no período de 1970 a 2005. As decisões perante essa volatilidade serão influenciadas pelas más notícias que surjam no mercado.

Diante de períodos de turbulência, um investimento irreversível realizado no presente que seja atingido por uma notícia negativa será lamentado no período seguinte. Assim, a propensão a investir no presente depende da expectativa e severidade das más notícias que possam surgir no mercado em seguida. Aqueles que optarem por aguardar para investir no futuro estão desistindo de retornos de curto prazo, mas não do investimento em si. Em troca do sacrifício de aguardar no próximo período, o investidor tem a opção de realizar a aplicação em outro projeto (BERNANKE, 1983). Seguindo o entendimento da teoria das opções reais, o efeito de uma crise financeira pode ser compreendido como um momento de instabilidade que irá afetar os investimentos dos agentes, com efeitos tanto nas políticas governamentais quanto nos ciclos econômicos.

Um aumento da incerteza devido a grandes choques, como no 11 de Setembro de 2001 ou do petróleo na década de 1970, pode reduzir de forma expressiva as respostas dos investimentos a políticas monetárias e fiscais (BLOOM et al., 2007; BLOOM, 2009). Ainda, Bernanke (1983, p. 103) destaca que os ciclos de negócios são conduzidos pelos investimentos agregados, o que, juntamente com a ideia de informações imperfeitas entre os agentes, faz uma firma passando por um período de baixa demanda ficar receosa do seu futuro, postergando investimentos até que tenha conhecimento do real estado do mercado. No entanto, essa redução de investimento diminui a demanda percebida por outros agentes. Da mesma forma, ocorrerá uma diminuição na produção, no nível de emprego e no crescimento da produtividade, podendo gerar recessão e um consequente próximo período de incerteza (BERNANKE, 1983; BLOOM, 2009).

De tal modo, uma variação transitória na demanda agregada pode tornar-se uma flutuação com tendência negativa mais persistente, sendo o investimento irreversível o mecanismo de propagação do ciclo (BERNANKE, 1983). Em suma, destaca-se o que Bloom (2009) demonstrou em seu trabalho que o aumento do risco sentido pelas firmas pode gerar naturalmente um ciclo de crescimento e retração econômica<sup>3</sup>. Esse ciclo pode causar recessões profundas e recuperações demoradas. Após um aumento inesperado no risco de mercado e, como já explicado, uma retração dos investimentos, quando a incerteza desaparecer, uma grande demanda irá surgir por parte das empresas que estancaram, por exemplo, projetos de compras de capital nesse período,

---

<sup>3</sup>Bachmann e Bayer (2013), a partir de uma abordagem diferente, concluem que é improvável que os choques de risco nas empresas sejam o motor dos ciclos de negócios. Em outras palavras, os autores entendem que o choque faz pouco para alterar os ciclos econômicos. O resultado diferente da literatura existente na matéria é justificado pelo foco dado na dinâmica dos ciclos econômicos incondicionais gerados pela flutuação do risco das empresas.

ocorrendo, portanto, um período de crescimento no ciclo, após o período de retração.

Pode-se perceber alguns efeitos da incerteza causada pelas inseguranças no mercado com a teoria das opções reais explicada anteriormente. A incerteza do investidor faz com que a opção de deixar de investir no presente torne-se interessante, pois no futuro podem surgir novas informações referentes ao investimento que ele pretendia fazer. Conforme as notícias e a situação do mercado, o investidor poderá optar por realizar algum outro investimento ou aguardar um novo período. As consequências macroeconômicas tenderão a ser sentidas pela possibilidade de um novo choque de incerteza, causado pela inatividade econômica do mercado que está aguardando um momento mais propício para investir. Uma segunda possibilidade é que o governo tente retomar o nível de investimentos com políticas monetárias e fiscais, as quais apresentaram respostas pouco expressivas nos trabalhos de Bloom et al. (2007), Bloom (2009).

Para complementar a relação entre os períodos de turbulência no mercado financeiro e as dinâmicas macroeconômicas, pode ser utilizado como prisma de análise o modelo do acelerador financeiro desenvolvido em Bernanke et al. (1999). Nesse modelo, as condições deterioradas do mercado de crédito, como crescimento das insolvências e falências, aumento dos endividamentos, colapso do preço dos ativos e falências bancárias não são apenas reflexos de uma economia real em declínio, mas são fatores que influenciam a depressão da atividade econômica.

## 1.2 CRISES NO MERCADO DE CRÉDITO

As crises no mercado de crédito aumentam o custo de estender o crédito e diminuem a eficiência do processo de ligar demandantes e ofertantes de crédito, afetando o lado real da economia. O mecanismo do acelerador financeiro refere-se a movimentos endógenos no mercado de crédito que amplificam e propagam os choques para a macroeconomia. O mecanismo principal associa o “prêmio financeiro externo” com o patrimônio líquido dos potenciais tomadores de empréstimos. Nessa abordagem, o prêmio financeiro externo é a diferença entre o custo de fundos levantados externamente e o custo de oportunidade de fundos internos para a empresa. Em outras palavras, é a diferença do custo de financiar um novo investimento levantando fundos externamente em comparação com o custo de oportunidade da utilização com recursos financeiros que estejam em poder da empresa. Por outro lado, o patrimônio líquido dos tomadores de empréstimos potenciais é definido como os ativos líquidos do mutuário, mais valores colaterais de ativos ilíquidos menos obrigações pendentes. As empresas que precisam pegar empréstimos de fundos externos terão maior dificuldade para fazê-lo em um ambiente de estresse financeiro. O prêmio a ser pago por empréstimos arriscados será maior, impossibilitando que alguns mutuários consigam crédito. Nesse cenário, muitos deixarão de investir e gastar (BERNANKE et al., 1999; DAVIG; HAKKIO, 2010).

As condições para contrair empréstimos de fontes externas dependerá das condições financeiras das empresas. Por exemplo, quanto maior a dívida que uma empresa tenha, maior será

a taxa de juros que o fundo que emprestar mais dinheiro a ela cobrará (DAVIG; HAKKIO, 2010). Por isso, a qualidade dos balanços patrimoniais torna-se relevante para compreender o mecanismo de acelerador financeiro, pois os ativos das empresas que buscam recursos podem servir de garantia para seus passivos. Essas garantias atenuam a assimetria de informações, que influencia negativamente o mercado de créditos (MISHKIN, 2010).

Quando a economia estiver estável, com resultados positivos, as empresas apresentarão balanços robustos com demonstrativos de altos lucros auferidos. Com isso, os bancos tendem a perceber tais empresas como confiáveis e cobrarão um prêmio menor para conceder crédito. Com maior disponibilidade de crédito, as empresas continuam seus investimentos e contribuem para o crescimento econômico. No entanto, esse mesmo ciclo de retorno também tem uma versão negativa, conhecida como “mecanismo de retorno adverso”. Com o aumento da incerteza, a partir de tensões no mercado financeiro ou do aumento da variância do risco de uma indústria específica, as empresas serão prejudicadas. Tais turbulências tornam as condições econômicas mais frágeis, afetando os lucros, balanço de pagamentos e, conseqüentemente, a obtenção de crédito. Os bancos aumentarão o prêmio financeiro externo, temendo que muitas das firmas quebrem. Essa situação diminuirá os investimentos e a produção das empresas, gerando novas incertezas e podendo aumentar os danos macroeconômicos (BERNANKE et al., 1999; DAVIG; HAKKIO, 2010; MISHKIN, 2010).

## **2 AS RELAÇÕES ENTRE CICLOS E CRISES**

Diante da relação existente entre o mercado financeiro e as dinâmicas macroeconômicas, cabe a compreensão teórica dos estudos envolvendo ciclos de negócios e financeiros. Tal estudo torna-se relevante diante das diversas dinâmicas cíclicas apresentadas pelo modelo de opções reais e do acelerador financeiro. No primeiro momento dessa subseção, será desenvolvido raciocínio teórico referente aos ciclos e de que forma eles são influenciados pelas crises financeiras, objeto central desse trabalho. Em seguida, serão observados os estudos empíricos sobre o efeito de distúrbios financeiros na macroeconomia e nas políticas monetárias.

### **2.1 CICLOS DE NEGÓCIOS E CICLOS FINANCEIROS**

Os ciclos de negócios referem-se a períodos de recessão e expansão na atividade econômica agregada (BURNS; MITCHELL, 1946; BRY; BOSCHAN, 1971; PAGAN; ROBINSON, 2014). Consistem de períodos de expansão que coincidem com muitas atividades econômicas, seguidos por períodos de recessão, contrações, até voltar a apresentar um novo crescimento, dando início a um novo ciclo. Ao estudar os ciclos de negócios, busca-se compreender a flutuação recorrente na economia, muitas vezes também compartilhada pelos setores que influenciam um país economicamente (BURNS; MITCHELL, 1946, p.5-6). Outra característica, além do comovimento,

é a existência de não linearidade. Ou seja, como destacam Portugal e Morais (2008), os ciclos podem ser divididos tanto em fases como em diferentes regimes, observando como as variáveis se comportam nas diferentes fases.

A chave para a compreensão desses movimentos cíclicos é a flutuação dos investimentos, como abordam Keynes (1936) e Kalecki (1937). Será possível assim demonstrar a relação entre as crises financeiras e os ciclos. Como já mencionado, as turbulências no mercado financeiro podem gerar incertezas e, conseqüentemente, investimentos podem ser postergados, assim como pode haver um deterioramento do crédito, em virtude de falências e insolvências. Nesse âmbito, Kalecki (1937) teve contribuição interessante para a análise das dinâmicas macroeconômicas, e a sua teoria sobre os ciclos de negócios apresenta-se de forma relevante para o presente trabalho, uma vez que considera os investimentos como a principal engrenagem dos ciclos.

O ponto de partida de Kalecki (1937) é o entendimento de que a quantidade de gastos do capitalista refere-se a consumo e a investimentos, e o nível de investimentos determinará essencialmente a quantidade total de emprego e renda na economia no equilíbrio de curto prazo. Sob essa perspectiva, Kalecki (1937, p. 80-81) afirma que a quantidade de investimentos presente é um resultado das decisões de investimentos tomados anteriormente e demanda um período relativamente longo para serem finalizados. Conseqüentemente, os acontecimentos presentes são cruciais para a formação dos investimentos futuros. Assim, uma vez que as crises financeiras retraem os investimentos, ocorrerá, logicamente, uma alteração nas decisões de investimentos futuros. Tal fato foi comprovado nos trabalhos de Bloom (2009) e Christiano et al. (2014), onde os autores demonstram que o aumento da incerteza causa uma diminuição nos investimentos e no consumo. Portanto, as firmas evitarão grandes investimentos nesses períodos, pois podem experimentar perdas nos negócios, além de diminuir suas reservas e comprometerem-se com a tomada de crédito, alterando o fluxo normal dos ciclos de negócios. Dessa forma, Kalecki (1937) entende que as crises periódicas ocorrem porque os investimentos tanto geram produção quanto podem ser produzidos. Em outras palavras, eles não apenas são a fonte de prosperidade do agente capitalista, mas também proporcionam uma adição de capital que compete com uma geração anterior, mais antiga, de equipamentos.

Diante disso, a relação mais evidente entre os ciclos de negócios e as crises financeiras pode ser realizada a partir de Minsky (1959, 1964). Para Minsky, os ciclos surgem da interação entre finanças e investimentos (FAZZARI et al., 2008). Minsky (1959) analisa os ciclos de negócios a partir da perspectiva do modelo de acelerador-multiplicador linear, entendendo que as crises financeiras podem alterar a amplitude e a duração dos ciclos de crescimento e de recessão. Ele diz que, caso uma diminuição na renda esteja relacionada com uma crise financeira, a relação entre preços dos ativos e renda cai, levando a um ciclo com uma amplitude relativa maior. Minsky (1959) também nota que nesses casos, os custos de um excesso de capacidade instalada exigirão maior liquidez e a depreciação tenderá a ser mais relevante. Assim, períodos de calma

no mercado financeiro estariam relacionadas a ciclos de menor amplitude. Quanto aos ciclos se tornarem mais longos, Minsky (1959) diz que uma depressão mais séria ocorrerá caso seja acompanhada de uma recessão financeira, ou caso o *boom* anterior tenha sido associado com uma crescimento relativamente pequeno (ou declínio) nos ativos líquidos em poder das firmas e famílias.

Finalmente, cabe salientar a hipótese levantada por Minsky (1964, p. 324) de que existam dois tipos de ciclos de negócios, um ciclo de depressão profunda e outro de depressão suave. As condições para que ocorra uma depressão profunda são formadas durante o período suave, com as mudanças estruturais no sistema financeiro. Essas mudanças fazem com que o pânico financeiro, presente nos períodos de depressão profunda, seja endógeno. Portanto, quando ocorre um “pânico financeiro”, o declínio no preço dos ativos e a reavaliação das expectativas combinadas com a diminuição da demanda por investimentos e consumo geram uma depressão mais profunda (MINSKY, 1964). Da mesma forma, Aboura e Van Roye (2013) também destacam que a maior percepção de risco no mercado e o crescimento das incertezas pode levar à recessão nos ciclos de negócios. Trabalhos mais recentes que apresentam essas relações serão apresentados na seção a seguir, com a apresentação de estudos empíricos.

Conforme Borio (2014), todavia, até os anos 2000 a literatura não tinha clara mensuração da importância dos impactos que os fatores financeiros tinham na compreensão das flutuações dos negócios, com algumas exceções, como os trabalhos de Minsky (1959, 1964). Atualmente, consolidou-se empiricamente com os trabalhos de Claessens et al. (2012a) e Drehmann et al. (2012) e Aikman et al. (2015) a relação entre os ciclos de negócios e os ciclos financeiros. Esses autores compartilham do entendimento de que os ciclos financeiros ou ciclos de crédito operam em baixa frequência (médio prazo), diferente dos ciclos de negócios (comumente caracterizados com duração de até 8 anos), sendo, portanto, mais longos. Ainda, Drehmann et al. (2012) destacam que a amplitude e o tamanho dos ciclos financeiros aumentaram desde a década de 1980. Também evidencia-se que a amplitude dos ciclos financeiros é maior e que as recessões nos ciclos de negócios são mais profundas quando coincidem com a fase de contração dos ciclos financeiros, contraindo o PIB 50% mais que em outros momentos, conforme Drehmann et al. (2012). Ainda nesse sentido, Claessens et al. (2012a) observam que os ciclos financeiros em países emergentes são mais acentuados e ligeiramente mais longos que em países desenvolvidos, e Aikman et al. (2015), que a amplitude do ciclo de crédito é quatro vezes maior que a flutuação do PIB, e cinco vezes aquela dos ciclos de negócios em frequência tradicional.

Cabe lembrar que o presente trabalho tem foco em períodos de estresse e crises do mercado financeiro. Nesse sentido, a literatura também aponta que os ciclos financeiros e de negócios estão estreitamente relacionados. Drehmann et al. (2012) indicam que os picos do ciclo financeiro estão associados com as crises financeiras; todas as crises financeiras com origem doméstica ocorrem próximas do pico do ciclo financeiro. Assim, os autores entendem que existem evidên-



cias consistentes com a visão de que a força perturbadora potencial dos ciclos financeiros estão relacionadas com regimes financeiros e monetários. Por sua vez, Claessens et al. (2012a) evidenciam que a duração e amplitude de recessões e recuperações são formadas pela ligação entre os ciclos de negócios e financeiro, destacando que recessões acompanhadas de perturbações financeiras tendem a ser mais longas e profundas. Os autores observam que recessões acompanhadas de contrações no mercado de ações estão associadas a um declínio maior do produto no período de recessão. Finalmente, os resultados de Aikman et al. (2015) são complementares nesse sentido, pois também destacam a forte relação entre a razão crédito/PIB (utilizada para formular o ciclo de crédito pelos autores) e os estresses bancários. Para os autores, expansões no ciclo de crédito são indicadores sistêmicos de crises bancárias.

Enquanto os estudos que identificaram os ciclos financeiros utilizaram dados de 50 a 120 anos, no Brasil os dados estão disponíveis para pouco mais de 20 anos, tamanho aproximado de um ciclo financeiro, conforme Drehmann et al. (2012). Mesmo assim, Gonzalez et al. (2015) foram pioneiros em estimar estes para o Brasil, encontrando resultados próximos aos dos ciclos de negócios, o que pode estar relacionado justamente às séries curtas disponíveis. Mesmo assim, a indicação da literatura de que as crises podem apontar para o final do período de crescimento de um ciclo, torna relevante a formulação de um indicador de instabilidade financeira brasileira. Além disso, Borio (2014) destaca que a mensuração desse ciclo e percepção da relevância dos fatores financeiros na macroeconomia trazem desafios às políticas econômicas. Estas são especialmente instigantes no caso das políticas monetárias, que correm o risco de serem sobrecarregadas e passíveis de perda de credibilidade e efetividade com o tempo.

## 2.2 REVISÃO DOS ESTUDOS EMPÍRICOS

Há uma literatura crescente que busca relacionar o estresse financeiro com as dinâmicas econômicas, observando tanto os efeitos na atividade econômica quanto nas taxas de juros, oferta de moeda e inflação. Observa-se que os efeitos dos choques no setor financeiros são situacionais, dependendo do estado da economia. Nesse sentido, Davig e Hakkio (2010) foram pioneiros em observar empiricamente a relação entre períodos de elevado estresse financeiro e uma baixa atividade econômica. Para eles, a economia americana apresentou uma clara tendência de revezamento entre dois estados distintos: um estado normal - de atividade econômica alta e baixo estresse financeiro - e um estado adverso - com baixa atividade econômica e alto estresse. Os autores notam que no regime adverso os efeitos do estresse financeiro na atividade econômica são maiores, comparados com períodos normais; dessa forma, eles argumentam que são necessárias políticas para aliviar a tensão do mercado, sem especificar quais seriam estas. Além disso, Davig e Hakkio (2010) entendem que o monitoramento do estresse financeiro é importante mesmo em períodos normais, pois a sua elevação pode levar a uma mudança de regime.

Em seguida, Hubrich e Tetlow (2012, 2015) expandiram essa análise, observando a relação do índice de estresse financeiro com a atividade econômica, inflação e políticas monetárias. Eles destacam que um aumento das perturbações financeiras em um período normal é pequeno e de curta duração. Isso ratifica a ideia defendida por autores com Borio (2014) de que o estresse financeiro foi subestimado na história econômica como um fator importante na transmissão dos ciclos de negócios, pois na maior parte da história, em tempos normais, a instabilidade no mercado financeiro não foi o principal motor dos eventos. Hubrich e Tetlow (2015) também conduzem experimentos contrafactuais, testando o efeito de uma redução das taxas de juros em um estado adverso. Nesse caso, eles observam um elevado aumento no índice de estresse, indício de que os agentes reagem de forma diferente nesses períodos, sugerindo que políticas monetárias convencionais podem ter efeitos antagônicos conforme o regime econômico.

Enquanto os trabalhos anteriores lançaram seus olhares para a economia americana, Aboura e Van Roye (2013) identificou comportamento semelhante na economia francesa. Seguindo a linha de Davig e Hakkio (2010), Mittnik e Semmler (2013) analisam a relação entre o índice de estresse financeiro e a atividade econômica para cinco países europeus e os Estados Unidos, a partir de um VAR multi-regime baseado em uma abordagem de *threshold*. Além dos efeitos de um aumento no estresse na atividade econômica, eles observam a magnitude necessária para o aumento no estresse gerar uma mudança no estado, tornando seus efeitos ainda mais relevantes na atividade da economia. Finalmente, Dovern e Roye (2014) observam vinte economias mundiais, incluindo o Brasil, com um VAR Global (GVAR), visualizando que um choque financeiro nos EUA afeta a atividade econômica em escala global. Especificamente para o caso brasileiro, os autores sugerem que um aumento de uma unidade no estresse financeiro global pode causar uma queda de até 1,5% na produção industrial brasileira. Todavia, cabe ressaltar que os autores não chegam a trabalhar com um modelo com dependência de regimes.

### **3 METODOLOGIA DE PESQUISA**

Nessa seção serão apresentadas as metodologias utilizadas no trabalho. Tendo em vista os objetivos, será apresentada a metodologia para formulação de índices, análise de ciclos e simulação de choques em diferentes regimes.

#### **3.1 INDICADOR DE INSTABILIDADE FINANCEIRA**

Desde a crise de 2007 - 2008, economistas desenvolveram uma série de indicadores estatísticos na tentativa de mensurar a instabilidade financeira. Esses indicadores estimam condições latentes não observadas e são formulados a partir de outras variáveis relacionadas ao setor financeiro. Também buscam capturar ameaças no mercado, sem, no entanto, haver consenso na literatura quanto ao significado de estresse financeiro (KLIESEN et al., 2012). Para Brave e

Butters (2011, 2012), estresse financeiro é simplesmente sinônimo de instabilidade, enquanto que para Hakkio e Keeton (2009) pode ser a incerteza sobre valores de ativos, incerteza quanto ao comportamento dos investidores, assimetria de informações, aumento na demanda por ativos de baixo risco, ou aumento na demanda por ativos de alta liquidez. Kliesen et al. (2012) analisam 18 definições e interpretações, resumindo o estresse financeiro como uma série de condições, nas quais o mercado altera suas expectativas sobre perdas futuras, valores de ativos e atividade econômica.

Para a formulação de um índice de instabilidade no setor financeiro brasileiro, ter-se-á como inspiração o *Financial Stress Index* (FSI) do *Federal Reserve Board* de St. Louis, criado por Hakkio e Keeton (2009); o *Aboura-Diebl-Scotti Business Condition Index* (ADS) do FED da Filadélfia, criado por Aruoba et al. (2009); o *National Financial Conditions Index* (NFCI) do FED de Chicago, criado por Brave e Butters (2011), e outros índices desenvolvidos na literatura. Esses índices utilizam tanto técnicas de análise de componente principal (PCA)<sup>4</sup> quanto Análise de Fator Dinâmico (DFA)<sup>5</sup>, no entanto, será abordado apenas o DFA como modelo utilizado para formulação do indicador de instabilidade. As definições gerais sobre a análise de fator nessa seção têm como ponto de partida Johnson e Wichern (2007) e Fabozzi et al. (2014).

### 3.1.1 Análise de Fator

Apesar das similaridades com PCA, a análise de fator utiliza um modelo estatístico para os dados. Modelos de fator têm o mesmo formato que uma regressão linear múltipla, no entanto, os fatores são variáveis não-observadas e os resíduos dos modelos de fator não são correlacionados. Esse modelo busca explicar a relação de covariância entre as variáveis e os fatores, tornando possível explicar a correlação entre as variáveis através de um número menor de variáveis.

O modelo de fator traz a ideia de que  $p$  variáveis observadas ( $x$ ) podem ser representadas por uma função linear de variáveis não-observadas ou fatores comuns. Tendo as variáveis  $x_1, x_2, \dots, x_p$  e os fatores  $f_1, f_2, \dots, f_q$ , o modelo pode ser descrito da seguinte forma explícita:

$$\begin{aligned}
 x_1 &= a_1 + b_{11}f_{1t} + \dots + b_{1q}f_{qt} + \varepsilon_{it} \\
 &\vdots && \vdots && i = 1, \dots, p \\
 x_i &= a_i + b_{i1}f_{1t} + \dots + b_{iq}f_{qt} + \varepsilon_{it} \\
 &\vdots && \vdots && t = 1, \dots, T \\
 x_p &= a_p + b_{p1}f_{1t} + \dots + b_{pq}f_{qt} + \varepsilon_{pt},
 \end{aligned} \tag{3.1}$$

onde  $a_i$  é a constante (referente a média de  $x_i$ ), o coeficiente  $b_{it}$  é a carga fatorial,  $f_{it}$  são os

---

<sup>4</sup>*Principal Component Analysis*

<sup>5</sup>*Dynamic Factor Analysis*

fatores ocultos e  $\varepsilon_{it}$  é o erro<sup>6</sup>. Em cada equação, tem-se  $q$  fatores, os quais são comuns em todas as equações. Assim, o modelo de fator também pode ser apresentado na sua forma matricial com suas respectivas dimensões:

$$\underbrace{Y}_{p \times 1} = \underbrace{a}_{p \times 1} + \underbrace{B}_{p \times q} \underbrace{f}_{q \times 1} + \underbrace{\varepsilon}_{p \times 1}. \quad (3.2)$$

Uma variação dessa análise é o modelo de fator dinâmico (DFM) organizado em um sistema de estado de espaço, demonstrado em Stock e Watson (1989, 2002, 2011) e aplicado por Aruoba et al. (2009), Aruoba e Diebold (2010) e Brave e Butters (2011) de forma semelhante à proposta nesse trabalho. A premissa desse modelo é que alguns fatores dinâmicos latentes conduzem os comovimentos de vetores de séries de tempo de alta dimensão, também afetado por um vetor de perturbações com média zero. Essas perturbações podem ser consideradas idiossincráticas pois surgem a partir de erros de medição e especificidades de uma série de tempo (eventos inesperados).

Esse modelo pode ser representado na forma de estados de espaço (STOCK; WATSON, 2011):

$$X_t = \lambda(L)f_t + \varepsilon_t \quad (3.3)$$

$$f_t = \Psi(L)f_{t-1} + \eta_t, \quad (3.4)$$

onde  $X_t$  é o vetor de observações, composto por séries de tempo de alta dimensão,  $f_t$  representa os fatores dinâmicos latentes e  $\varepsilon_t$  as perturbações com média zero. Além disso, supõe-se que existem  $N$  séries, sendo  $X_t$  e  $\varepsilon_t$   $N \times 1$ , e  $q$  fatores dinâmicos, então  $f_t$  e  $\eta_t$  são  $q \times 1$ .  $L$  é um operador de defasagem (*lag*) e  $\lambda(L)$  e  $\Psi(L)$  são as matrizes polinomiais de defasagem  $N \times q$  e  $q \times q$ , respectivamente. A carga do fator dinâmico da série  $i$ , onde  $X_{it}$ , é representada por  $\lambda_i(L)$ , e o componente comum é  $\lambda_i(L)f_t$ .

Assume-se que ambos os processos (3.3) e (3.4) são estacionários e que as perturbações não estão correlacionadas com as inovações dos fatores em todos os *leads* e *lags*, ou seja,  $E(\varepsilon_t \eta_{t-k})' = 0$  para todos os  $k$ , e as perturbações também são não-correlacionadas entre si,  $E(\varepsilon_{it} \varepsilon_{js}) = 0$  para todos os  $s$  desde que  $i \neq j$ . Assim, uma das vantagens de utilizar DFM é que, normalmente,  $q$  é muito menor que  $N$ , possibilitando realizar previsões utilizando variáveis individuais a partir dos fatores  $f_t$ .

Como apresentado por Stock e Watson (2011), existem três gerações de métodos para estimar um DFM. A primeira utiliza estimação de máxima verossimilhança (MLE)<sup>7</sup> e o Filtro de Kalman<sup>8</sup>, expondo uma restrição no número de parâmetros e séries. A segunda, utiliza métodos

<sup>6</sup>Também chamado de fatores específicos

<sup>7</sup>*Maximum Likelihood Estimation*

<sup>8</sup>Utilizado no trabalho de Stock e Watson (1989), por exemplo.

de *cross-section* e PCA, trazendo fatores mais consistentes que poderão ser tratados como dados em regressões subsequentes<sup>9</sup>. A terceira geração utiliza as estimativas não-paramétricas dos fatores para aferir os parâmetros do na representação em espaço de estados da primeira geração, resolvendo o problema de dimensionalidade<sup>10</sup>. Outra possibilidade para o problema de muitos parâmetros desconhecidos no modelo em estado de espaços é utilizar métodos bayesianos.

Entre as diversas aplicações desse modelo, Morais e Portugal (2007) utilizaram um modelo de fator dinâmico linear, desenvolvido por Stock e Watson (2002), para formular um indicador para a atividade industrial do Rio Grande do Sul. Brave e Butters (2012) demonstram a análise de fator dinâmico para monitorar a estabilidade financeira utilizada no *National Financial Conditions Index* do FED de Chicago. Aruoba et al. (2009) utilizam essa metodologia para monitorar as condições de negócios em tempo real, denominado de Índice ADS e atualizado pelo FED da Filadélfia. A metodologia desenvolvida por Aruoba et al. (2009) permite a análise em alta frequência, sendo expandida em Aruoba e Diebold (2010) e aplicada novamente em Aruoba et al. (2010) para a análise de países europeus. Ainda, Stock e Watson (2012) utilizaram um modelo de fator dinâmico com 200 variáveis para analisar a dinâmica macroeconômica dos Estados Unidos durante a recessão de 2007-2009.

Portanto, esse trabalho se propõe a aplicar o DFM, possibilitando relacionar o mercado financeiro brasileiro e internacional. Dessa forma, também será possível comparar os resultados obtidos com os resultados dos índices formulados para outros mercados.

### 3.2 VETOR AUTORREGRESSIVO COM MUDANÇAS DE REGIMES MARKOVIANOS (MS-VAR)

Após a formulação do índice que sintetize as atividades no setor financeiro em um indicador, será necessário analisar esta série para identificar os períodos de estresse. Para isso, será utilizado um modelo com mudanças de regimes markovianos, originalmente formulado por Hamilton (1989, 1990) na sua versão univariada e Krolzig (1997) na forma multivariada, que atualmente contempla uma série de expansões (CHIB, 1998; SIMS; ZHA, 2006; SIMS et al., 2008). Tal metodologia apresenta-se como a mais adequada para definir períodos de crise financeira. O modelo multivariado de mudanças de regimes markovianos permite observar o estado da economia com indicadores coincidentes e também é utilizado na literatura para esse objetivo, além de conseguir identificar mudanças repentinas no comportamento das variáveis financeiras<sup>11</sup>. Após a definição dos regimes, serão observados os efeitos de choques econômicos em períodos de estabilidade e instabilidade a partir de funções impulso resposta de um modelo de vetor autorregressivo em conjunto com as mudanças de regimes (MS-VAR) .

---

<sup>9</sup>Ver Forni et al. (2005) para utilização e discussão dessa geração de DFA, assim como Stock e Watson (2011).

<sup>10</sup>Ver Doz et al. (2012).

<sup>11</sup>ver Layton e Katsuura (2001) e Morais e Chauvet (2011)

Um processo markoviano é um processo estocástico clássico no qual uma variável aleatória depende do tempo. Esse processo será discreto ou contínuo, dependendo do estado  $s_t$  dessa variável (PORTUGAL; MORAIS, 2008). A probabilidade de que  $s_t$  seja igual a  $i$  dado que  $s_{t-1}$  e  $j$  pode ser representada pela matriz de transição markoviana  $P_{ij} = (p_{i,j}) \in M(k \times k)$ , ou seja:

$$Pr(s_t = i | s_{t-1} = j) = p_{ij} \quad (3.5)$$

$$P = \begin{bmatrix} p_{11} & p_{21} & \cdots & p_{k1} \\ p_{12} & p_{22} & \cdots & p_{k2} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ p_{1k} & p_{2k} & \cdots & p_{kk} \end{bmatrix}, \quad (3.6)$$

onde os elementos de cada coluna da matriz  $P$  somam 1,  $\sum_{i \in M} p_{i,j} = 1$ , e  $p_{i,j} \geq 0$ .

Os modelos com mudanças de regimes são considerados uma generalização de uma autor-regressão de ordem finita para o vetor de série de tempo  $y = (y_1, \dots, y_T)$  de ordem  $k$  e  $T$  observações:

$$y'_t = A_0 + A_1(y'_{t-1}) + \cdots + A_p(y'_{t-p}) + \varepsilon_t, \quad (3.7)$$

assumindo que  $\varepsilon_t \sim NID(0, \Sigma)$ . Inserida na equação acima a mudança de regimes, os parâmetros do processo acima (intercepto, coeficiente e variância) dependem da alteração dos regimes (SIMS; ZHA, 2006, p. 57):

$$y'_t = A_0(s_t) + A_1(s_t)(y'_{t-1}) + \cdots + A_p(s_t)(y'_{t-p}) + \varepsilon_t. \quad (3.8)$$

Os modelos dessa classe também podem ser apresentados incorporando a possibilidade de um vetor coluna de variáveis exógenas e determinísticas no tempo  $t$  (SIMS et al., 2008, p. 265):

$$y'_t A(s_t) = \sum_{i=1}^{\rho} y'_{t-1} A_i(s_t) + z'_t A_0(s_t) + \varepsilon'_t \Xi^{-1}(s_t), \quad (3.9)$$

onde  $\rho$  é o tamanho da defasagem (*lag length*),  $y_t$  é o vetor coluna de variáveis endógenas,  $z_t$  é o vetor coluna de variáveis exógenas e determinísticas,  $\varepsilon_t$  é o vetor coluna de choques aleatórios não observados,  $\Xi(h)$  é uma matriz diagonal  $n \times n$  para  $1 \leq h \leq k$ ,  $A(h)$  é uma matriz  $n \times n$  invertível e  $A_i(h)$  é uma matriz  $n \times n$  para  $1 \leq h \leq k$ , e  $A_0(h)$  é uma matriz  $m \times n$  para  $1 \leq h \leq k$ .<sup>12</sup>

<sup>12</sup>A equação 3.9 pode ainda ser descrita da seguinte forma compacta:  $y'_t A(s_t) = x'_t F(s_t) + \varepsilon'_t \Xi^{-1}(s_t)$  para  $1 \leq t \leq T$ , partindo do entendimento que  $\underbrace{x_t}_{\rho n \times 1} = \begin{bmatrix} y_{t-1} \\ \vdots \\ y_{t-\rho} \\ z_t \end{bmatrix}$  e  $\underbrace{F(s_t)}_{(\rho n + m) \times n} = \begin{bmatrix} A_1(s_t) \\ \vdots \\ A_\rho(s_t) \\ A_0(s_t) \end{bmatrix}$

Para a estimação dos modelos MS-VAR, é possível adotar a abordagem clássica ou o método bayesiano. No método clássico, normalmente é utilizado o algoritmo EM (*Expectation-Maximization*) de Hamilton (1989, 1990) para realizar as estimativas pela Máxima Verossimilhança. Sims e Zha (1998) utilizam o método bayesiano para estimar modelos dinâmicos multivariados e, posteriormente, Sims e Zha (2006) realizaram a estimação bayesiana em um modelo com mudanças de regimes. Uma das vantagens da estimação Bayesiana é que torna-se possível computar um modelo VAR de grande porte, com mais de oito variáveis, por exemplo.

Como mencionado anteriormente, esse modelo foi utilizado por alguns autores para analisar políticas econômicas em períodos de instabilidades financeiras (DAVIG; HAKKIO, 2010; ABOURA; VAN ROYE, 2013; HUBRICH; TETLOW, 2012, 2015). Outros trabalhos o aplicaram com o intuito de estudar os ciclos econômicos na América Latina (NESS et al., 2011), no Brasil, Estados Unidos e Argentina (CORREA; HILLBRECHT, 2003); e, em comparação com modelos Probit e Logit para os ciclos nos EUA (LAYTON; KATSUURA, 2001). Ainda, pode ser aplicado para observar os ciclos na produção industrial dos estados brasileiros (PORTUGAL; MORAIS, 2008) e as transmissões de políticas monetárias e quebras estruturais no Brasil (TOMAZZIA; MEURER, 2010).

### 3.3 DADOS

Para identificar as variáveis mais adequadas na formulação do índice de instabilidade financeira, cabe observar aquelas aplicadas em outros trabalhos semelhantes. Kliesen et al. (2012) demonstram a completa falta de consenso na literatura acerca das variáveis que devem compor um indicador de instabilidade financeira, mesmo em trabalhos que analisam o mesmo país, no caso, os Estados Unidos. Porém, assim como outros trabalhos, os autores apontam para a formatação de dados divididos em grupos, conforme suas características. O *National Financial Conditions Index* do FED de Chicago, por exemplo, classifica as 105 variáveis analisadas em categorias de risco, crédito e alavancagem. As variáveis de risco incorporam o *spread* de títulos do governo, dos principais bancos e empresas com diferentes vencimentos, volatilidade na bolsa de valores e de passivos corporativos, assim como taxas de falência e índices de expectativas. Nas variáveis de crédito, são apresentados indicadores de crédito às famílias, hipotecas e empréstimos bancários. Finalmente, no grupo de alavancagem, variáveis como a capitalização das bolsas de valores, ativos de fundos de pensão e financeira em relação ao PIB e a profundidade de mercados futuros são consideradas.

O FSI do FED de St. Louis utiliza dezoito variáveis, divididas em taxas de juros, *spread* dos juros dos títulos corporativos e bancários, e outras variáveis, como a volatilidade no mercado de câmbio futuro. Aboura e Van Roye (2013), por sua vez, formam três grupos totalizando dezoito variáveis: variáveis relacionadas ao setor bancário, ao mercado de capitais e ao mercado de câmbio. No primeiro grupo, os autores alocaram o TED *spread*, beta do setor bancário, swap

de crédito, volatilidade no setor bancário, entre outros indicadores. No segundo grupo, são apresentadas taxas de juros, de financiamentos e empréstimos, assim como retornos e volatilidade no mercado de ações. Por fim, o terceiro grupo contém apenas a volatilidade da taxa de câmbio nominal.

Dessa forma, foram selecionadas variáveis correspondentes às utilizadas pelos índices citados e também foram inseridos outros indicadores que pudessem qualificar os resultados. Também foram incorporados indicadores do “mercado externo”, para que o índice integrasse o mercado brasileiro e internacional. Buscando facilitar a análise posteriormente, os dados foram divididos em três grupos denominados: Risco, Bancário e Externo. A seguir, serão discutidos os dados selecionados em cada grupo e suas características.

### 3.3.1 Grupo Risco

Primeiro foram coletados dados do mercado de capitais que pudessem demonstrar o risco no sistema financeiro. As séries selecionadas estão representadas na Figura 1 e detalhadas na Tabela 1.

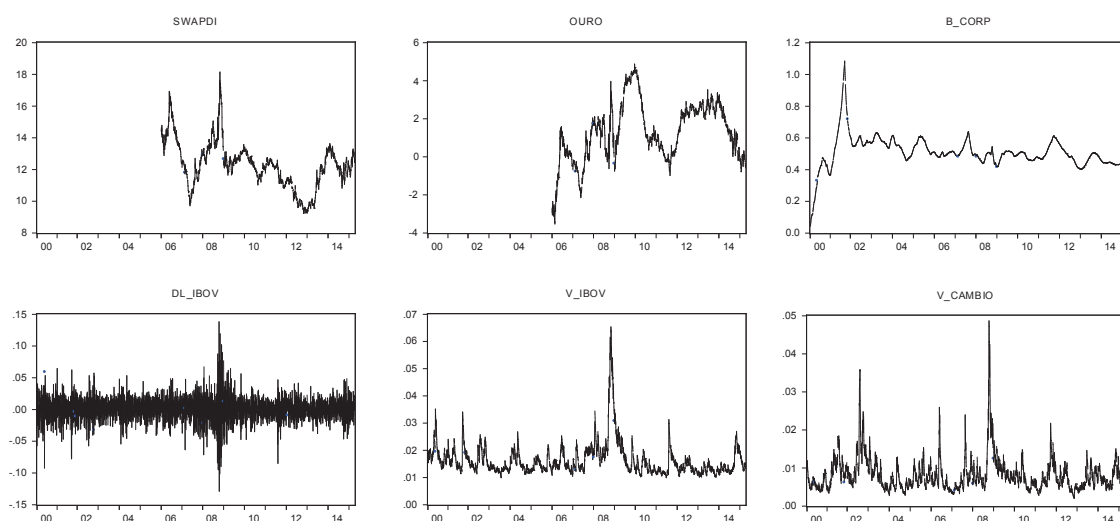


Figura 1: Séries do Grupo Risco

Na primeira coluna da Tabela (1) está o código pelo qual os dados foram chamados, na coluna “valor” está a descrição de cada uma das variáveis, seguida pela frequência original dos dados, da fonte e do período de início e fim da série original. No caso desse grupo, todos os dados são observados na mesma frequência (diária, cinco dias na semana). As variáveis *vol\_ibov*, *b\_corp* e *v\_cambio* foram trabalhadas e são derivações de outros dados observados. Também ressalta-se que as variáveis *swapdi* e *ouro* estão disponíveis em um intervalo de tempo menor que o analisado, fato que pode ser superado utilizando o modelo de fator dinâmico combinado com o algoritmo EM.



<b>Código</b>	<b>Valor</b>	<b>Freq</b>	<b>Fonte</b>	<b>Início</b>	<b>Fim</b>
swapdi	Spread 30d x 10a	D(5)	BM&F	02/01/2006	05/06/2015
ouro	Ouro BM&F (log-return)	D(5)	BM&F	16/08/2002	30/04/2015
dl_ibov	Ibovespa (log-return)	D(5)	BM&F	03/01/2000	13/04/2015
v_ibov	vol. log-return ibov	D(5)	Economática, ARMA/GARCH	04/01/2000	13/04/2015
b_corp	Beta do setor corporativo	D(5)	Economática, Filtro de Kalman	03/01/2000	15/04/2015
v_cambio	volatilidade do câmbio	D(5)	BCB, ARMA/GARCH	03/01/2000	29/04/2015

Tabela 1: Dados do Grupo Risco

O *spread* (variável denominada swapdi) foi utilizado por representar a inclinação da curva de juros, demonstrando as expectativas para juros futuros<sup>13</sup>. A opção por inserir o ouro na análise recai no entendimento de que este tem a função de reserva de valor em períodos de turbulência financeira e, além disso, investidores recorrem ao ouro em períodos em que há grande desvalorização monetária<sup>14</sup>. Em seguida foi utilizado o retorno do índice Ibovespa.

O beta do setor corporativo foi utilizado para representar o custo de capital das empresas, em que foram consideradas as empresas não-financeiras e não-bancárias que pertenciam ao IBX50 em 15/04/2015. Como o IBX50 considera as cinquenta ações disponíveis mais negociadas, foram selecionadas apenas aquelas que já eram negociadas no início do período em análise, 03/01/2000; totalizou-se, assim, vinte e uma ações de dezenove empresas<sup>15</sup>.

Ainda, duas variáveis de volatilidade compõem o Grupo Risco. A volatilidade é uma forma de mensurar o risco, pois períodos com alta volatilidade sugerem uma maior flutuação no mercado e, portanto, maior risco. As especificações do cálculo do beta e da volatilidade serão apresentadas na próxima seção, juntamente com a especificação do modelo ARMA/GARCH.

<sup>13</sup>Para uma discussão sobre a curva de juros no Brasil, ver Stona et al. (2015)

<sup>14</sup>Baur e McDermott (2010) apontam mais evidências da importância do ouro para os movimentos de risco internacional, demonstrando, por exemplo, que investidores reagem a choques extremos e de curta duração com a compra de ouro.

<sup>15</sup>Ambev S/A (ABEV3), BRF SA (BRFS3), Petrobras (PETR4 e PETR3), Vale (VALE5 e VALE3), Embraer (EMBR3), Pão de Açúcar-CBD (PCAR4), Telefônica Brasil (VIVT4), CEMIG (CEMIG4), Souza Cruz (CRUZ3), Gerdau (GGBR4), Tim Part. S/A (TIMP3), Lojas Americanas (LAME4), Suzano Papel (SUZB5), SABESP (SBSP3), Siderúrgica Nacional (CSNA3), Natura (NATU3), Brasken (BRKM5), Usiminas (USIM5) e OI (OIBR4).

### 3.3.2 Grupo Bancário

Abaixo estão os dados agrupados do setor bancário, conforme Figura 2 e Tabela 2. As duas primeiras séries originam-se dos balancetes patrimoniais consolidados pelo Banco Central. A primeira variável, *bfin*, representa os financiamentos totais cedidos pelos bancos brasileiros dividido pelos ativos totais, enquanto *srisco* apresenta o *spread* entre as operações de risco nível A e nível C.

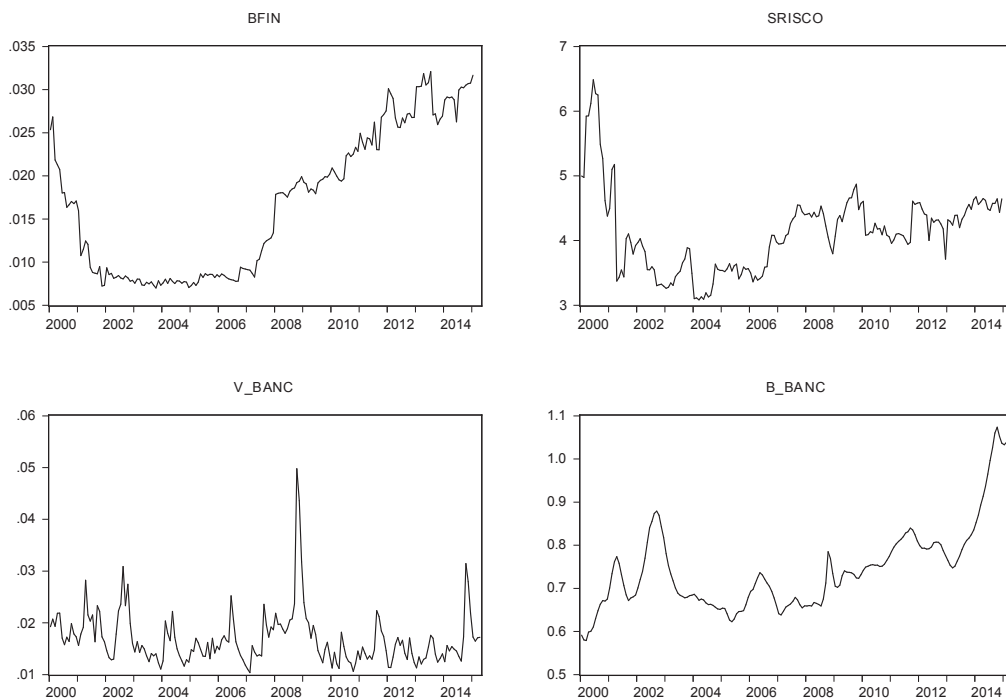


Figura 2: Séries do Grupo Bancário

Para a volatilidade e o beta do setor, foi necessário agrupar a rentabilidade dos bancos, consideradas as ações dos bancos presentes no IBx50 até abril de 2015. Dessa forma, foram selecionadas quatro ações: BBAS3 (Banco do Brasil), BBDC3 (Bradesco), BBDC4 (Bradesco) e ITUB4 (Itaú Unibanco).<sup>16</sup> Uma descrição das variáveis, bem como suas fontes e periodicidade estão na Tabela 2

<sup>16</sup>Os dados de rentabilidade diária equivalem à média da ação no dia.

Código	Valor	Freq	Fonte	Início	Fim
bfin	Finan Total/Ativos	M	BCB	01/02/2000	01/01/2015
srisco	Spread operações de risco	M	BCB	01/03/2000	01/01/2015
vol_banc	volatilidade do setor bancário	D(5)	Economática, ARMA/ GARCH	04/01/2000	13/04/2015
b_banc	Beta do setor bancário	D(5)	Filtro de Kalman	04/01/2000	13/04/2015

Tabela 2: Dados do Grupo Bancário

### 3.3.3 Grupo Externo

No terceiro grupo, foram inseridas variáveis que tivessem capacidade de captar características do mercado financeiro internacional como um todo, conforme expostos na Figura 3.

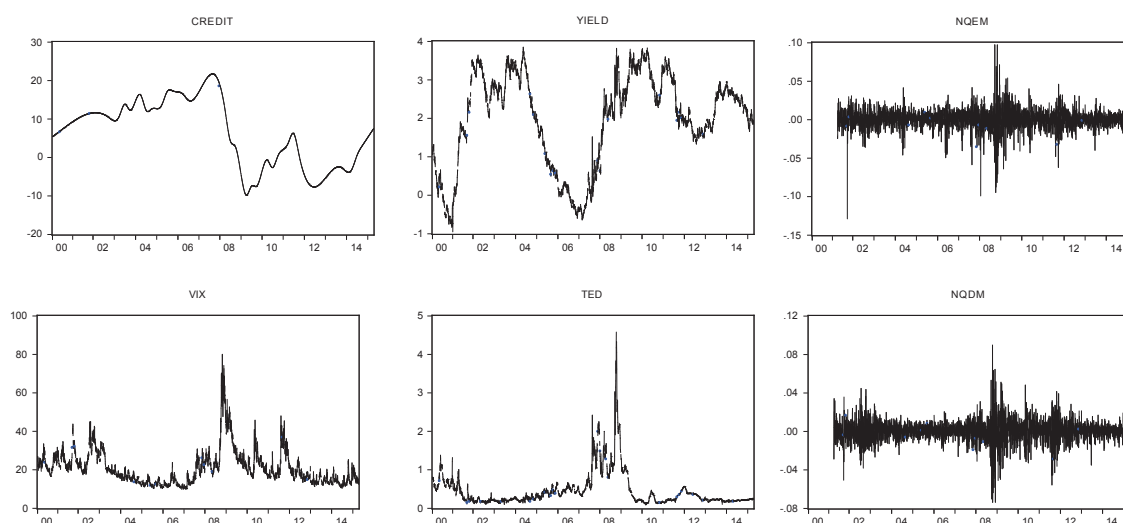


Figura 3: Séries do Grupo Externo

A série de crédito entre países (*credit*) considerada a variação do total de crédito concedido por bancos e outros setores da economia ao setor não financeiro em mais de quarenta países, em relação ao mesmo trimestre do ano anterior. Em seguida, na variável *yield* considerou-se os prêmios do risco de juros de longo e curto prazo dos Estados Unidos, comumente utilizado por outros autores. O VIX representa as expectativas de curto prazo para a volatilidade nos preços das opções do índice S&P 500, fornecido pelo *Chicago Board Options Exchange (CBOE)*.

Por sua vez, o *TED spread* é o *spread* entre o LIBOR de 3 meses e os Títulos do Tesouro Americano (*Treasury Bill* ou T-Bill) de 3 meses, ambos precificados em dólar. Essa série captura

o risco de crédito, uma vez que os T-Bills são considerados livres de risco e o LIBOR (*London Interbank Offered Rate*) é calculado com base nas taxas de juros intrabancos. Por fim, os dois últimos índices são compostos por agregados de vinte e um países emergentes e vinte e quatro países desenvolvidos, respectivamente, e são computados em dólar pela NASDAQ<sup>17</sup>. Destaca-se ainda que as variáveis yield, vix e ted também foram utilizadas em outros trabalhos que criaram um índice de instabilidade financeira, como no caso de Brave e Butters (2011).

<b>Código</b>	<b>Valor</b>	<b>Freq</b>	<b>Fonte</b>	<b>Início</b>	<b>Fim</b>
credit	Crédito entre países (yoy)	T	BIS	30/06/2000	30/09/2014
yield	Yield Spread (120 x 1 meses)	D(5)	FED	03/01/2000	02/09/2015
vix	VIX S&P 500 Volatility Index	D(5)	CBOE	03/01/2000	11/09/2015
ted	TED Spread	D(5)	FRED	04/01/2000	04/09/2015
nqem	NASDAQ Emerging Markets Index (NQEM)	D(5)	NASDAQ	02/04/2001	11/09/2015
nqdm	NASDAQ Developed Markets Index (NQDM)	D(5)	NASDAQ	02/04/2001	11/09/2015

Tabela 3: Dados do Grupo Externo

Na próxima seção, serão apresentados os resultados para o índice de instabilidade no mercado financeiro, assim como o tratamento dos dados e procedimentos que precederam a estimação. Finalmente, será observado como esse interage com as variáveis macroeconômicas selecionadas.

## 4 RESULTADOS

A seguir serão apresentados os resultados dos modelos realizados. Primeiro, demonstram-se os procedimentos e tratamentos dos dados, como as estimações de volatilidade e betas; a seguir, tem-se o Índice de Instabilidade Financeira estimado por modelo de fator dinâmico; ainda, será feita a análise das políticas econômicas nos períodos de instabilidade financeira, utilizando o MS-VAR.<sup>18</sup>

<sup>17</sup>Os países emergentes considerados pelo NEQM são: Brasil, Chile, China, Colômbia, República Tcheca, Egito, Hungria, Indonésia, Índia, Marrocos, México, Malásia, Peru, Filipinas, Polônia, Rússia, Tailândia Turquia, Taiwan e África do Sul. Por outro lado, o NQDM considera os seguintes países como desenvolvidos: Áustria, Austrália, Alemanha, Bélgica, Canadá, Suíça, Dinamarca, Espanha, Finlândia, França, Reino Unido, Grécia, Hong Kong, Irlanda, Israel, Itália, Japão, Coreia do Sul, Holanda, Noruega, Nova Zelândia, Portugal, Suécia, Singapura e Estados Unidos

<sup>18</sup>Foi utilizado o software R versão 3.1.3. e os pacotes MARSS (3.9) para estimar o modelo de fator dinâmico, e rugarch (1.3-4) para estimação das volatilidades, EViews 8 para estimar os betas e Dynare/MATLAB para o

## 4.1 PROCEDIMENTOS E TRATAMENTO DOS DADOS

Para estimar a volatilidade do câmbio, Ibovespa e do setor bancário foi utilizado um modelo Autorregressivo de Heterocedasticidade Condicional (ARCH/GARCH)<sup>19</sup>, pois, tendo em vista as aplicações utilizadas pela literatura, os modelos da família ARCH têm como propósito modelar e prever a volatilidade no mercado financeiro. Porém, conforme catalogado por Bollerslev (2010), existem mais de 130 variações do modelo. Dada a dificuldade e a limitação de espaço para detalhar todas as variações, foram testadas apenas seis formatações: o modelo GARCH padrão de Bollerslev (1986); a versão exponencial (eGARCH), de Nelson (1991); o modelo GJR-GARCH, de Glosten et al. (1993); o modelo ARCH com potência assimétrica (DING et al., 1993); o modelo cGARCH, de Lee e Engle (1993) e o tGARCH, de Zakoian (1994).

Seguindo a apresentação feita por Stentoft (2008), o retorno de um ativo  $i$  ( $R_i$ ) pode ser representando pela seguinte dinâmica, considerando um modelo GARCH genérico:

$$R_{t,i} = \mu_t + \sqrt{h_t}\varepsilon_t \quad (4.1)$$

$$h_t = g(h_s, \varepsilon_s; -\infty < s \leq t - 1; \theta_h) \quad (4.2)$$

$$\varepsilon_t | \Psi_{t-1} \sim D(0, 1; \theta_D) \quad (4.3)$$

onde a equação de medida (4.1) pode também seguir um processo  $ARMA(m, n)$ .  $\Psi_{t-1}$  é o conjunto que representa todas as informações disponíveis em  $t - 1$  e  $\mu_t$  é a média condicional que pode ser regida por uma série de parâmetros - dado que o processo é mensurado em relação as informações em  $\Psi_{t-1}$ . Na equação (4.2) os parâmetros em  $\theta_h$  governam o processo de variância  $h_t$ , o qual pode ser regressivo, defasado pelos valores da própria volatilidade, além de outras transformações sugeridas pela literatura. A equação (4.3) apresenta uma função de distribuição (D) com média 0 e variância unitária, podendo depender dos parâmetros  $\theta_D$ .

Dessa forma, foram testadas trinta e seis especificações para o modelo  $ARMA(m, n)$  para  $m = 0, 1, \dots, 5$  e  $n = 0, 1, \dots, 5$  com  $\mu \neq 0$  e trinta e cinco especificações considerando  $\mu = 0$ . Em seguida, foram testadas as distribuições condicionais para um modelo GARCH padrão, observando a distribuição univariada normal (norm), de erros generalizados (GED), Student-t (std), assim como as versões assimétricas (*skew*) dessas três distribuições (snorm, sGED e sstd) descritas por Ferreira e Steel (2006) e a distribuição normal inversa de Barndorff-Nielsen (1997)<sup>20</sup>. Por último, foram testados os seis modelos ARCH/GARCH mencionados anteriormente, em que foram observados os critérios BIC, AIC e HQIC e SIC, assim como o teste de Ljung-Box para verificar se não havia autocorrelação nos resíduos e o teste ARCH-LM.

Conforme mencionado, a definição do modelo de volatilidade utilizado deu-se em três eta-

---

MS-VAR.

<sup>19</sup>Autoregressive Conditional Heteroskedastic.

<sup>20</sup>Para mais detalhes, ver Ghalanos (2014).

pas. Para o iBovespa, primeiro foi definido que a especificação que minimizou o BIC foi  $ARMA(0, 3)$  com  $\mu = 0$ . Em seguida, averiguou-se que a distribuição normal inversa (NIG) minimizava os quatro critérios observados, em comparação com as outras distribuições testadas. Finalmente, observando os mesmos critérios e os testes de Ljung-Box e ARCH-LM, concluiu-se que o modelo mais adequada para averiguar a volatilidade do Ibovespa segue um processo  $ARMA(0, 3)$  para a equação de medida e  $GJR - GARCH(1, 1)$  com distribuição inversa gaussiana dos erros<sup>21</sup>. Seguindo a mesma rotina, a volatilidade do setor bancário foi definida por um modelo  $ARMA(0, 3) - eGARCH(1, 1)$  com distribuição dos erros std e a volatilidade do câmbio por  $ARMA(0, 1) - eGARCH(1, 1)$  com distribuição dos erros sstd, ambos com  $\mu = 0$ .

Além da volatilidade, outra variável que necessitou ser trabalhada foi o beta com base no CAPM<sup>22</sup>. Este é um modelo de equilíbrio dos preços dos ativos, em que a diferença de retorno de uma ação  $i$  em relação à taxa livre de risco é igual a diferença entre a expectativa de retorno do portfólio de mercado e da taxa livre de risco multiplicados por um índice de risco sistêmico do ativo  $i$ . Esse índice de risco sistêmico é popularmente conhecido como beta (FABOZZI et al., 2014). De forma geral, o beta representa a sensibilidade de determinadas ações diante dos riscos de mercado, com isso, há uma expectativa de que um aumento no beta contribuiria positivamente para o estresse financeiro.

Apesar do modelo original considerar os parâmetros constantes no tempo, os betas do CAPM podem ser observados de forma condicional, a partir do pressuposto de que os betas são variáveis no tempo (MERGNER, 2009). Para tal, dois argumentos são apresentados. Primeiro, diante da assimetria de informações no mercado, quando as informações podem não atingir os retornos do mercado como um todo, os betas podem representar uma medida da resposta relativa das variações de um ativo. Segundo, um argumento macroeconômico refere-se à dependência dos riscos sistêmicos com as taxas de juros livre de risco, que também podem variar no tempo. Diante disso, Mergner (2009) menciona diversas possibilidades de modelar os betas, sendo as mais utilizadas o Filtro de Kalman baseado no formato estado espaço do CAPM ou os modelos da família GARCH<sup>23</sup>.

Segundo Choudhry e Wu (2008) e outros estudos citados pelos autores, os modelos estimados por Filtro de Kalman apresentam-se mais eficientes que os demais. Dessa forma, utilizou-se a seguinte equação de medida (CHOUDHRY; WU, 2008, p. 677):

$$R_{it} = \alpha_t + \beta_{it}R_{Mt} + \varepsilon_t \quad (4.4)$$

<sup>21</sup>Para outras investigações envolvendo GARCH-NIG ver Stentoft (2008) e Christoffersen et al. (2006). Para investigações de volatilidade do iBovespa no Brasil, ver Moraes e Portugal (1999), Santos e Ziegelmann (2012) e Maciel (2012).

<sup>22</sup>Capital Asset Pricing Model.

<sup>23</sup>Outra alternativa apontada é a utilização de um modelo de volatilidade estocástica e modelos que assumem um processo markoviano.

onde  $R_{it}$  e  $R_{Mt}$  são, respectivamente, o retorno das ações do setor  $i$  e o retorno do portfólio do mercado no tempo  $t$ .  $\alpha_t$  é o intercepto e  $\varepsilon_t$  os erros. Em seguida, visando apresentar a equação de transição, é necessário determinar qual processo estocástico irá determinar os betas. Seguindo Choudhry e Wu (2008) e Mergner (2009), assume-se que o beta segue um passeio aleatório (*random walk*):

$$\beta_{it} = \beta_{it-1} + \eta_t \quad (4.5)$$

Portanto, as equações (4.4) e (4.5) constituem um modelo de estado-espço onde pode ser aplicado o Filtro de Kalman para estimar as séries do beta condicional, o qual foi utilizado para estimar o beta do setor corporativo e do setor bancário.

## 4.2 ÍNDICE DE INSTABILIDADE FINANCEIRA

Seguindo os procedimentos adotados por Aruoba e Diebold (2010), utilizou-se uma frequência mensal como base, evitando trabalhar com matrizes variáveis no tempo e vetores de estado de alta dimensionalidade, o que também contribui para maximizar a transparência. Os dados de alta frequência foram condicionados pela média mensal. Uma das vantagens de trabalhar com um modelo de fator dinâmico em uma abordagem de estado de espaço é a relação com os dados faltando, tanto para variáveis em baixa frequência quanto para séries de tamanhos diferentes, como discutido por Durbin e Koopman (2001) e Harvey (1989). Além disso, os dados foram padronizados e foi retirada sua tendência não-linear.

Os resultados foram estimados com Máxima Verossimilhança via algoritmo EM<sup>24</sup>. Foram testados dois tipos de matrizes de variância e covariância dos erros  $\varepsilon_t$  na Equação 3.3, com diagonal e com a mesma variância e com variância diferente. Foi estimado um modelo completo, que deu origem ao índice de Instabilidade Financeira no Brasil (IFB) que será aqui apresentado, além de modelos com dados seguindo a formatação dos grupos mencionados e estimados individualmente, servindo para a coerência entre o indicador geral e os diferentes agrupamentos.

Assim como outros indicadores desse tipo na literatura, como em Hakkio e Keeton (2009) e Brave e Butters (2011), o IFB é uma ponderação dos indicadores financeiros em que a carga dos fatores ( $\lambda$ ) expostas na Figura 4 refletem o peso das variáveis nas suas alterações. Com isso, as variáveis com maior peso são aquelas que historicamente tiveram maior relevância sistêmica. Dessa forma, percebe-se a relevância das variáveis de volatilidade para variâncias positivas, assim como os dados do grupo externo, VIX e TED. Também aparecem com cargas positivas os betas do setor corporativo e do setor bancário, seguindo as expectativas, uma vez que estes são medidas de risco. Verificando esse vínculo através de outro ponto de vista, o IFB apresenta correlação de 0,8909 com a volatilidade do setor bancário (V\_BANC), 0,6436 com a volatilidade

<sup>24</sup>Os parâmetros de convergência do modelo foram impostos em  $\log\text{Lik}_{i+1} - \log\text{Lik}_i < 0,001$  e teste  $\log - \log = 0,0001$ , com um mínimo de 200 interações e máximo de 10.000. Para mais detalhes ver Holmes et al. (2012).

do Ibovespa (V\_IBOV), 0,4770 com V\_CAMBIO e 0,3905 com o VIX.

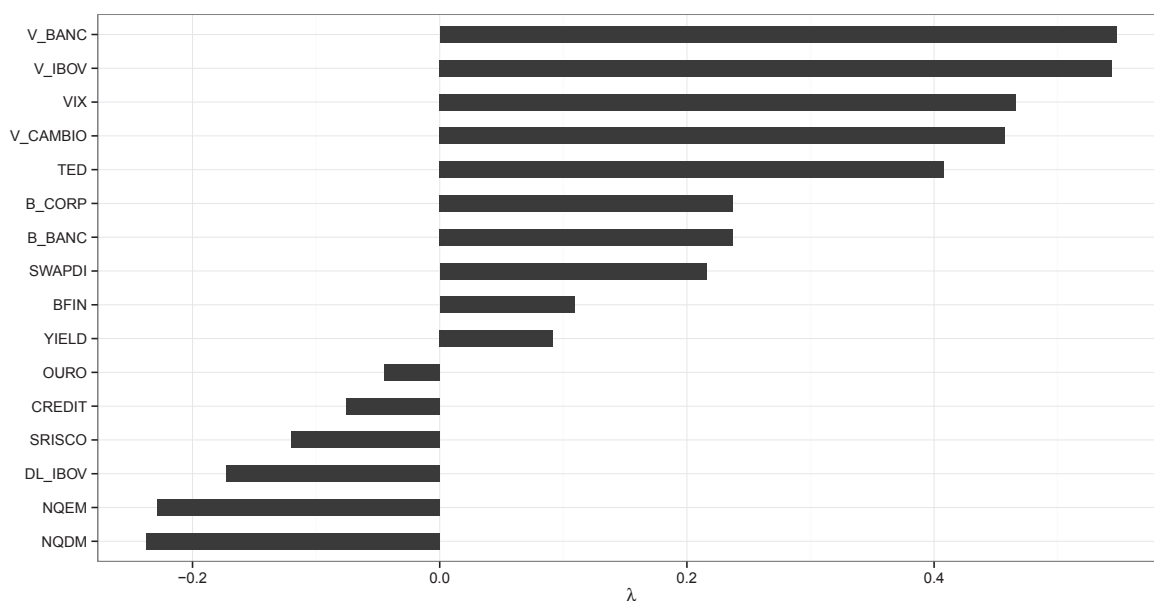


Figura 4: Ranking dos indicadores do IFB por carga dos fatores

Também é interessante observar que o spread de juros do Brasil (swapdi) e dos EUA (yield) apresentaram  $\lambda > 0$ , e que o efeito do spread brasileiro na instabilidade do mercado local é maior que o americano. Por fim, a relação entre os financiamentos totais e ativos bancários aponta uma maior variância no indicador quando os bancos brasileiros aumentam os financiamentos concedidos acima das suas capacidades.

Por outro lado, uma queda no retorno do Ibovespa e dos mercados internacionais aumentariam a instabilidade no sistema financeiro brasileiro. Isso afetaria o *spread* de operações de risco dos bancos comerciais brasileiros (srisco) fazendo com que estes assumam um risco maior quando o cenário financeiro é menos rígido. O mesmo serve para crédito interacional entre países (credit), que indica instabilidade quando torna-se mais restrito. Por último, o resultado pequeno, porém negativo, do preço do ouro indica que um aumento no preço reflete numa queda na instabilidade do sistema financeiro. Em virtude do Brasil ser um mercado emergente, esse resultado não diverge da literatura sobre o tema, como aquela apontada por Baur e McDermott (2010), pois os autores indicam que tendências de perdas mensais na bolsa de valores não impulsiona uma resposta dos investidores. Além disso, os efeitos identificados pelos autores em mercados emergentes, além de demandarem informações em alta frequência, foram menores.

Esses resultados seguem as expectativas, na medida que o aumento das volatilidades e do risco do crédito e a diminuição da liquidez levam a um cenário financeiro mais rígido. Além disso, o IFB apresenta características semelhantes às encontradas por Aboura e Van Roye (2013), em que a volatilidade do setor bancário foi a mais relevante positivamente e o retorno da bolsa



de valores francesa esteve entre os menores. Para Brave e Butters (2011), o maior peso positivo foi a volatilidade da S&P 500 (vix) e o maior peso negativo foi o retorno da S&P 500. Assim, seguindo a literatura, a volatilidade da bolsa de valores local e seu retorno estão entre os fatores mais importantes para o IFB. No entanto, este trabalho diferencia-se do restante da literatura ao considerar as interações existentes com o mercado interacional, em que percebe-se a relevância dos fatores externos para a instabilidade do sistema financeiro brasileiro.

Após a análise dos fatores que influenciam a variância do IFB, cabe apresentar o índice e analisar os períodos relevantes com o cenário histórico. Para isso, foi observada a interpretação desses períodos feita pelo Banco Central do Brasil através dos Relatórios de Estabilidade Financeira. Ademais, cabe salientar que o índice apresentado na Figura 5 é expresso em relação ao desvio padrão da amostra, de tal modo que valores próximos a 1,00 estão associados a condições adversas no sistema financeiro, quando há maior rigidez e insegurança, enquanto valores próximos a -1,00 descrevem um período de afrouxamento, com um sistema mais tolerante e flexível.

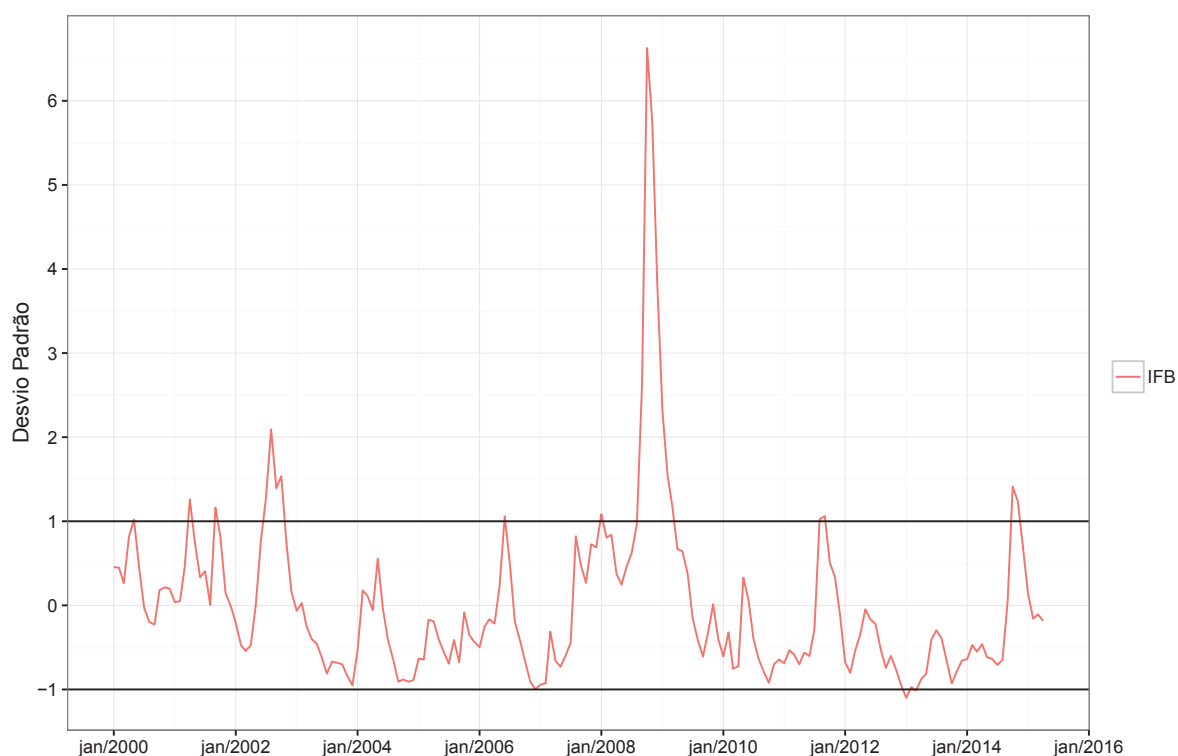


Figura 5: Índice de Instabilidade Financeira do Brasil (2000 - 2015)

O primeiro ponto de destaque é o valor do IFB em abril de 2001, que ultrapassou a marca de 1,2605. Nesse período, a economia mundial foi atingida por uma forte recessão, após a crise especulativa deflagrada em meados dos anos 2000, quando o IFB superou pela primeira vez 1,00. O mercado financeiro enfrentou choques de confiança e aumento da aversão ao risco. Além

disso, em maio de 2000, é possível identificar o pico da crise das *ponto.com* no mercado acionário americano (*dotcom bubble*), com o estouro do índice NASDAQ. Nos dois meses seguintes o IFB acusou a instabilidade no mercado financeiro brasileiro. Em complemento a esses eventos, em junho de 2001, tem-se o pedido de falência da empresa americana WorldCom, acionista majoritária da Embratel no Brasil. Dois meses antes, o IFB ficou entre 0,75 e 1,26, provavelmente em virtude de rumores do mercado. Último fato histórico coincidente a ser destacado nesse primeiro momento é o 11 de Setembro, que causou instabilidade no mercado internacional e, internamente, fez com que o IFB triplicasse de tamanho e chegasse a 1,26 nesse mês.

Em seguida, observa-se o segundo maior pico da série entre julho e outubro de 2002, com o IFB = 2,0939 em agosto. Esse movimento pode ser explicado, em parte, por questões internas no Brasil, como o processo eleitoral, que gerou incertezas, maior percepção de risco de crédito e retração dos investimentos externos. A análise do BCB de que “o mercado financeiro experimentou uma fase de relativa tranquilidade e de retomada de confiança até março [de 2002]” (BACEN, 2002) é retratada pelo IFB com um índice abaixo de 0 no primeiro trimestre desse ano, demonstrando a acuracidade deste.

Após as turbulências do início do século, o índice volta a alcançar um ponto de desvio em junho de 2006. Em maio desse ano, houve um aumento na aversão ao risco e da volatilidade, preocupação com a liquidez global e o processo de elevação da taxa de juros nos EUA. A partir de maio daquele ano, havia um ambiente de relativa especulação financeira, e os investidores passaram a ser mais cautelosos. A seguir ocorreu uma redução das posições de risco, desfazendo alavancagens e posições menos líquidas, refletindo incertezas relativas a economia global (BACEN, 2007).

A crise no mercado imobiliário americano que eclodiu em meados de 2007, deu seus primeiros sinais no IFB em agosto desse ano, com o índice marcando um desvio de 0,8217. No entanto, apenas em janeiro de 2008 foi ultrapassada a marca de um ponto de desvio. Antes de adentrarmos ao período considerado como o auge da crise financeira, cabe destacar outros resultados do IFB que demonstram sua precisão, em especial em abril e maio de 2008, quando o Brasil ganhou o *investment grade* das agências de risco e o índice recuou para 0,3722 e 0,2476, respectivamente. Todavia, a crise de crédito intensificou-se a partir de novembro de 2008, conforme análise do BACEN (2008), e o IFB atingiu os 2,6423 de desvio da média. Nesse momento, também ocorreu um processo de retração da liquidez no mercado de capitais internacional, assim como uma elevada volatilidade nas taxas de juros domésticas e queda no volume e valor do mercado acionário brasileiro.

O auge de crise identificado pelo IFB foi em outubro de 2008, chegando a um desvio de 6,6282. Ainda no primeiro trimestre, o índice não ficou abaixo da unidade de desvio, demonstrando que a percepção da crise financeira internacional e seus efeitos no Brasil foram robustos e duraram no mínimo sete meses. Em maio de 2009, o BACEN (2009) destacou que o desdo-

bramento da crise ainda era incerto, com um mercado de crédito ainda operando distante dos padrões, com um aumento das operações de crédito nacionais em detrimento das restrições globais.

O pico ocorrido no segundo semestre de 2011, com IFB igual a 1,0240 e 1,0615 em agosto e setembro, respectivamente, decorrentes das instabilidades na Zona do Euro. Houve expansão do risco, mas o sistema financeiro nacional permaneceu com um nível de liquidez satisfatório, apesar do aumento da volatilidade dos juros e crédito. No final de 2014, percebe-se a última vez que a série chega a um desvio acima de um. Esse período pode ser identificado como um em que as instabilidades internas tem maior impacto que os fatores externos, diante de um cenário internacional relativamente estável. Enquanto isso, o Brasil experimentou alta volatilidade nas taxas de juros, baixo rendimento da Ibovespa e taxa de câmbio desvalorizada.

Cabe comparar IFB com dois indicadores formulados para os EUA, o STLFISI do FED de St. Louis e o NFSI do FED de Chicago<sup>25</sup>. Todavia, destaca-se a divergência entre os dois indicadores, mesmo que formulados para o mesmo país, pois se diferenciam em dados e metodologia. A Figura 6 apresenta a comparação desses com o indicador brasileiro aqui formulado.

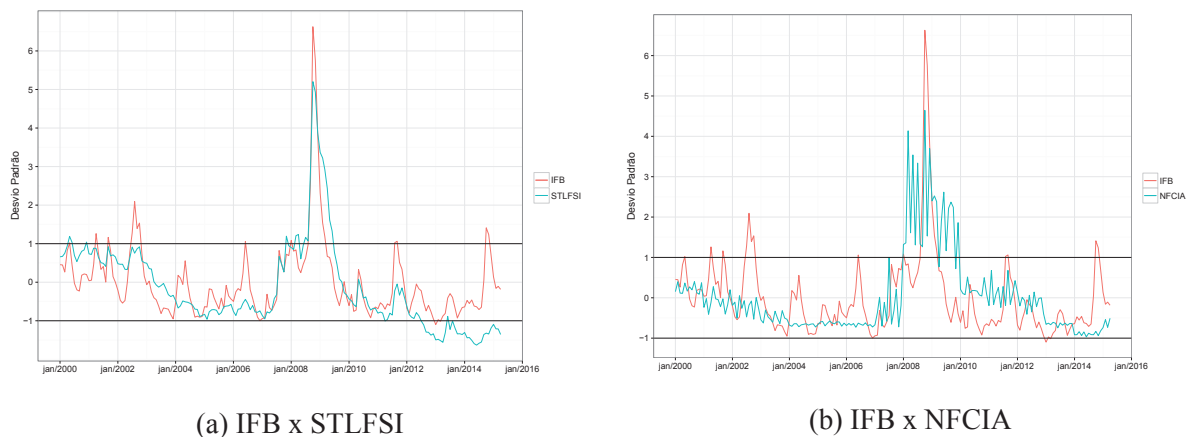


Figura 6: Comparação dos indicadores

Uma das principais diferenças desses dois indicadores com o IFB é que este integra variáveis do mercado internacional, enquanto aqueles observam variáveis nacionais do mercado norte-americano. Por esse motivo, a comparação permite observar casos em que a instabilidade apontada pelo IFB é uma representação de incertezas do mercado brasileiro, como em 2006 e meados de 2014, quando os indicadores internacionais apresentam-se em níveis normais, mas o indicador brasileiro atinge um desvio. É perceptível um comportamento mais aproximado do IFB e do STLFISI, mas os três apontam para a crise de 2008. Especificamente sobre esta crise, a comparação dos indicadores permite o entendimento que nos EUA seus efeitos podiam ser no-

<sup>25</sup>Como o NFSI tem início em 1973, a amostra selecionada de 2000 a 2015 foi reajustada e denominada NFSIA, para uma melhor visualização na comparação.

tados desde o final de 2007, enquanto no Brasil, apenas na metade de 2008. Também observa-se que, apesar de mais curta no Brasil, seu efeito foi maior que nos EUA.

#### 4.3 POLÍTICAS ECONÔMICAS NOS PERÍODOS DE INSTABILIDADE FINANCEIRA

As evidências na literatura interacional sugerem que períodos de alta instabilidade levam a mudanças nos ciclos de negócios, nos comportamentos de consumo e investimento, e nas dinâmicas macroeconômicas. Assim, as políticas econômicas teriam efeitos distintos em períodos de maior e menor estabilidade no mercado financeiro. Portanto, o último exercício a ser realizado recai na investigação dos efeitos de um maior estresse financeiro na economia.

Assim, assume-se que o IFB é regime dependente e que os choques podem ocorrer repentinamente. Formulou-se, então, um MS-VAR com cinco variáveis identificado com uma matriz triangular inferior da decomposição de Cholesky. Definiu-se  $y_t = [IFB \ INF \ M \ S \ C]'$  em que, além do índice de Instabilidade Financeira do Brasil (*IFB*), foi utilizado o IPCA fornecido pelo IBGE para representar a inflação (*INF*), o crescimento do agregado monetário M2 (*M*) - compreendido no estoque de moeda, papel-moeda em poder do público e depósitos a vista, M1, mais os depósitos a prazo - fornecido pelo BCB, a taxa de juros Selic realizada (*S*) do BCB-Demab e os gastos de consumo das famílias (*C*), que representará a atividade real da economia. Em virtude da inexistência de série que representasse o consumo em frequência mensal e que cobrisse o período analisado, aplicou-se a metodologia de Aruoba e Diebold (2010) com o índice trimestral de despesas com consumo das famílias do IBGE e o rendimento médio mensal das famílias do BCB, preenchendo os meses em que o consumo das famílias não foi observado pelo índice trimestral do IBGE. As séries foram padronizadas e dessazonalizadas, além de retirada a tendência. O MS-VAR foi estimado de forma bayesiana, conforme o modelo formulado por Sims et al. (2008) e as *priors* utilizadas estão descritas na Tabela 4, no Apêndice 1.

Foi definido que os períodos de estresse caracterizavam-se por uma mudança de estado nos coeficientes e na variância, permitindo a existência de dois estados e tornando a interpretação dos resultados mais direta. O modelo estima a probabilidade de estar em um determinado regime a partir dos dados fornecidos, e não se a economia estava em uma recessão. Portanto, considerando as séries utilizadas e as restrições impostas, os regimes são caracterizados por períodos de estresse e normalidade no sistema financeiro, conforme pode ser observado na Figura 7, que apresenta as probabilidades dos dois regimes definidos. Nos resultados do modelo a matriz de transição está indicada a probabilidade de permanência e de alteração de regime, com uma probabilidade de permanência no regime de estresse de 0,6932, enquanto o outro regime apresenta uma probabilidade de 0,9655. Esse resultado suporta o entendimento de que o Regime 1 é um estado de exceção e é adequadamente conceituado como um momento de estresse.

Na comparação entre esses períodos de alto estresse com as movimentações do IFB (Figura 5), identifica-se que nem todas as ocorrências do Regime 1 (regime de estresse financeiro) coin-

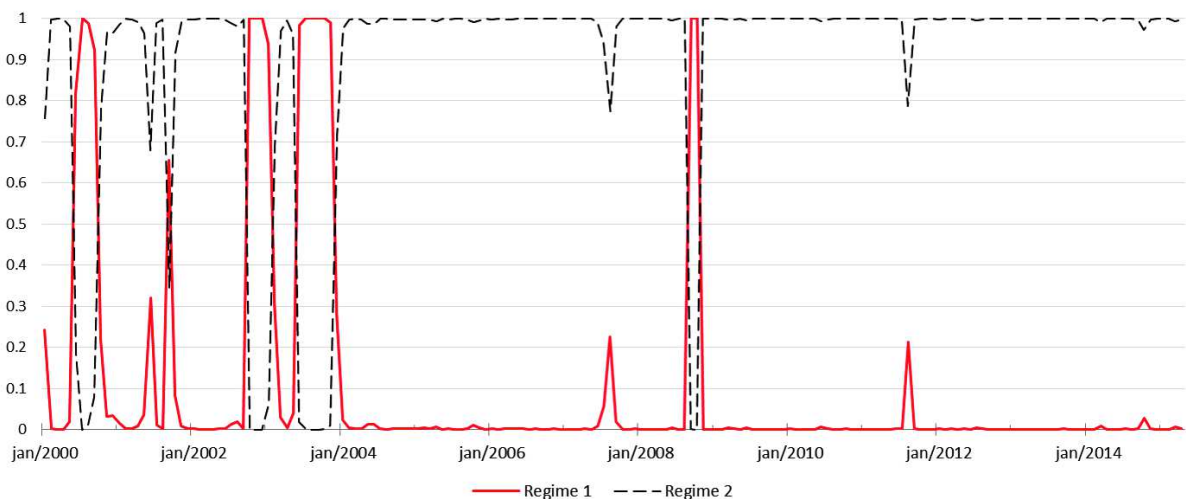


Figura 7: Probabilidade de eventos de estresse no sistema financeiro brasileiro

cidem com os picos no IFB. Nos anos 2000, o pico do IFB antecipa em um mês a mudança de regime em junho desse ano. Em 2002, também é possível perceber antecipação, quando o índice ultrapassa um desvio em julho, permanecendo nesse nível até outubro, e a mudança de regime ocorre justamente no mês de outubro. O último momento da análise que o IFB é capaz de antecipar um elevado aumento na probabilidade de mudança de regime é em agosto de 2008, um mês antes da probabilidade de estar em um regime de estresse ser 99,99%.

Ao mesmo tempo, existem períodos em que o índice ultrapassa um desvio da média, mas não há alteração nos movimentos dos regimes, como em junho de 2006, dezembro de 2007 e outubro de 2014. Finalmente, existem casos em que ambos coincidem, como em setembro de 2001, com o advento do atentado às torres gêmeas, considerando que a probabilidade de mudanças de regime ficou acima dos 60,00%, e casos em que a probabilidade aumenta, mas fica abaixo dos 50%, como em abril de 2001 e agosto de 2011. Conclui-se, então, que os períodos de estresse no sistema financeiro demandam um comportamento comum do estresse no mercado financeiro e do resto do sistema econômico, além da relação entre o índice e os períodos identificados pelo modelo como regimes de exceção e consequente instabilidade no mercado.

Especificamente, a Figura 8 demonstra a probabilidade de haver uma mudança para o regime de estresse em relação ao nível do IFB, considerando que estejamos em um regime de normalidade. Em primeiro lugar percebe-se que para qualquer valor abaixo de -0,5 a probabilidade de um regime de estresse não ultrapassa 40%. Para valores de IFB próximos a 0, a probabilidade fica em torno de 60% e quando o IFB atinge o valor de 1, a probabilidade de ocorrer uma mudança para um regime de estresse alcança 90%. Assim, os dois últimos picos do índice apresentado na Figura 5 podem ser entendidos como exceções, pois o modelo não identificou probabilidade de mudança de regime maior que 20%.

Iniciando a investigação entre as relações das variáveis observadas nos eventos de alto es-

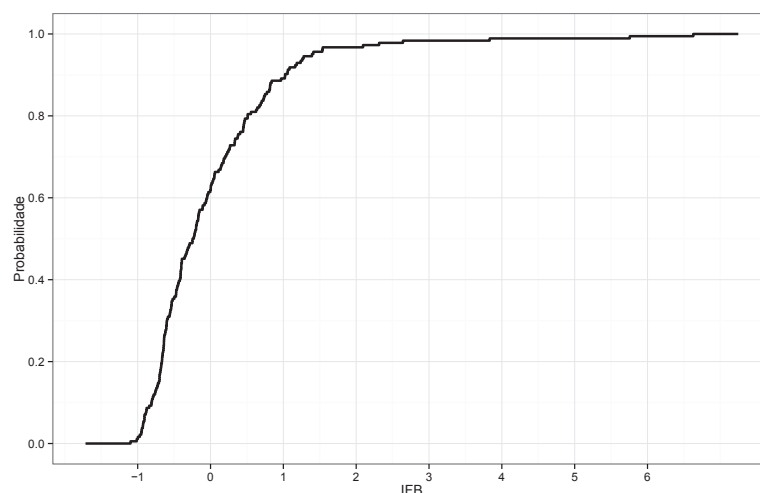
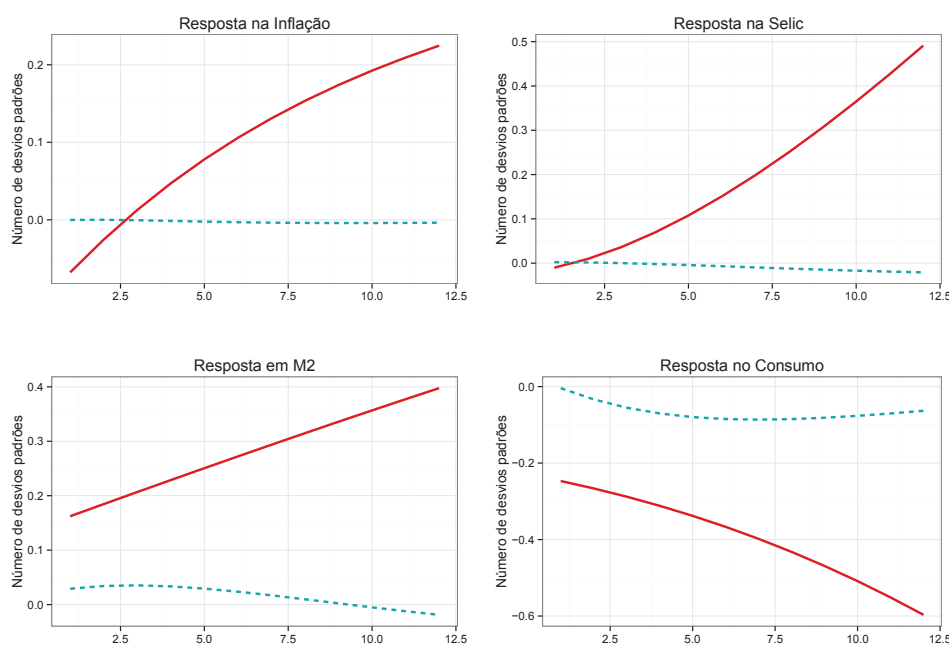


Figura 8: Probabilidade de eventos de estresse em relação ao IFB

três e normalidade, a Figura 9 apresenta as funções de impulso resposta para um choque no IFB. O primeiro ponto de destaque é a diferença na magnitude dos choques em períodos de instabilidade do sistema, tornando os efeitos dos choques em períodos de estabilidade praticamente imperceptíveis. Efeito semelhante foi observado no experimento de Hubrich e Tetlow (2015) e Mittnik e Semmler (2013). Cabe ressaltar esse fato pois demonstra que políticas equivocadas nesses períodos são mais prejudiciais a economia no longo prazo. Ainda, os resultados para um aumento do estresse em períodos normais nos dados brasileiros e representados pela linha pontilhada da Figura 9, são semelhantes aos de Hubrich e Tetlow (2015). Percebe-se como efeito um leve aumento na oferta monetária, com uma queda marginal dos juros federais, e efeitos relativamente pequenos na atividade real, representada pelos gastos com consumo, comprovando que o estresse financeiro tem efeitos pouco relevantes na economia em períodos normais.

Especificamente sobre os resultados de um choque de estresse financeiro na atividade real, os resultados para o Brasil são os mesmos observados para os Estados Unidos por Hubrich e Tetlow (2015), Mittnik e Semmler (2013), Davig e Hakkio (2010), para a França, com Aboura e Van Roye (2013), e até mesmo para outros países, na análise de um choque global, feita por Dovern e Roye (2014). Com isso, é possível adiantar uma das contribuições deste trabalho, no sentido de demonstrar que os efeitos de um choque de instabilidade não diferem entre países desenvolvidos e em desenvolvimento, como o Brasil, pelo menos no que tange à atividade da economia, representados aqui pelo consumo das famílias. Assim, consolida-se junto à literatura mais um indício dos efeitos das crises financeiras nos ciclos de negócios.

Quanto aos efeitos em períodos de estresse, nota-se que um aumento do índice IFB está relacionado com um aumento da inflação e queda abrupta da atividade na economia, e, entende-se que como reação, a autoridade monetária tende a aumentar os juros Selic e o M2. O efeito negativo na atividade real, mensurada pelos gastos em consumo, demonstra-se mais duradouro



Obs.: Regime 1, de estresse (linha sólida) e Regime 2, de normalidade (linha pontilhada).

Figura 9: Efeito de um choque no IFB

que o efeito do mesmo choque em um período de estabilidade, assim como um efeito de mais longa duração para todas as variáveis. Não obstante, os testes não permitem estabelecer relação de causalidade entre as respostas da inflação, Selic e M2. O trabalho de Ludvigson et al. (2015) demonstra que as incertezas no mercado financeiro, mensuradas aqui pelo IFB, são fontes dessas flutuações. Ou seja, os autores entendem que os efeitos drásticos percebidos nos períodos de estresse são causados pelo estresse financeiro, e não o contrário.

Por outro lado, na Figura 10, representa-se o efeito dos choques nas demais variáveis no índice IFB. Um aumento da inflação, conforme essa análise, tem efeitos negativos no estresse. Mesmo em períodos normais, quando comparado com os outros resultados, um aumento na inflação não é transmitido para o mercado financeiro como uma questão negativa, inclusive empurrando o índice para baixo. Isso pode ser interpretado como um sentimento de credibilidade no sistema de metas de inflação, pois os desvios não são percebidos pelo mercado como um problema. Já os efeitos de um aumento da taxa Selic são contrários nos dois momentos. Em períodos normais, o mercado responde negativamente, com um aumento no IFB, o qual se dissipa após 10 meses. Ao contrário, em regimes de estresse, essa é uma política capaz de reduzir a instabilidade no sistema, gerando uma diminuição do índice. Esse ponto é relevante, pois o governo pode ter a percepção de que um aumento das taxas de juros iria aumentar a instabilidade financeira, tendo em vista que esse é o comportamento padrão do sistema; todavia, ao adotar tal política em um momento de estresse teria um efeito diferente do esperado, justamente pelas características peculiares do sistema em tais circunstâncias. No mesmo sentido, Hubrich

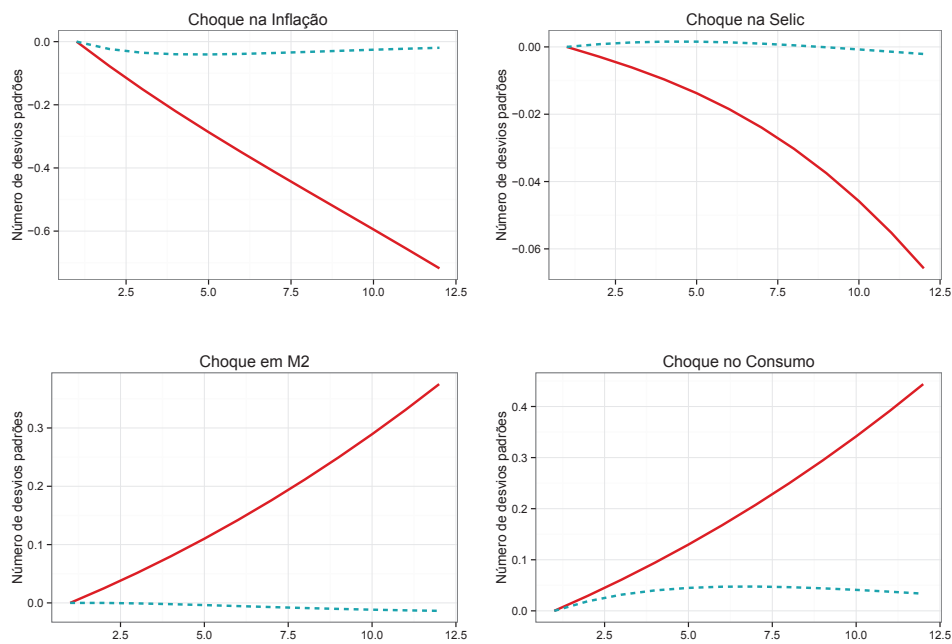


Figura 10: Resposta do IFB aos choques

e Tetlow (2015) identificaram em seu experimento contrafactual que uma diminuição na taxa de juros do governo americano em outubro de 2007, durante um regime de instabilidade, teria efeito positivo no estresse, causando uma piora no cenário, assim como aos aqui apresentados.

Outra política que apresenta efeitos reversos em regimes de estresse e normalidade são os choques em M2. O modelo demonstra que uma política monetária expansionista tende a ter um efeito negativo no mercado financeiro. Tal consequência torna-se perceptível a partir dos cinco meses e aprofunda-se até 12 meses após o choque. Mais uma vez, tendo em mente esse fato, o governo que negligencia a existência de dois regimes, irá aprofundar a instabilidade caso tente dar tranquilidade ao mercado com tal tipo de política monetária. Como pode ser visto, no regime de estresse, o efeito é contrário, e traz maior insegurança ao mercado. Além disso, como já apontando, os efeitos têm uma magnitude mais expressiva, e evidenciam o cuidado necessário com qualquer ação tomada em regimes de elevado estresse. Por último, temos os efeitos de um aumento no consumo das famílias. Esse resultado é uma exceção na literatura, sendo encontrado apenas para a Espanha no trabalho de Mittnik e Semmler (2013), enquanto para Estados Unidos, França, Alemanha, Itália e Reino Unido o resultado foi oposto, diferindo em magnitude apenas (ABOURA; VAN ROYE, 2013; MITTNIK; SEMMLER, 2013; HUBRICH; TETLOW, 2015). Com isso, apesar de inesperado, tal resultado pode direcionar novos estudos nesse sentido, pois já foi observado em dois países (Brasil e Espanha).

Além de consolidarem a ligação entre o setor financeiro e o lado real da economia, esses resultados mensuram o quão sensível é a política monetária em períodos de crise. Há a indicação



de que em períodos de estresse os agentes respondem diferente às intervenções no Estado na economia, como pode ser destacado na resposta do IFB aos choques na taxa Selic e na oferta de M2. A instabilidade reverte o efeito dessa política, demonstrando o desafio de utilizar políticas monetárias convencionais em regimes adversos da economia. Assim, as ações adotadas durante as crises não podem ser as mesmas prospectadas em momentos de normalidade no mercado financeiro.

Nesse sentido, Borio (2014) argumenta que políticas monetárias que tipicamente operam para incentivar a tomada de empréstimos, aumentam o preço dos ativos e a propensão a assumir risco. Com isso, mesmo que os resultados indiquem uma redução no indicador de risco financeiro, as políticas monetárias tendem apenas a retardar os efeitos do choque financeiro na economia. Com isso, o autor argumenta que é necessário construir um sistema estável que seja capaz de suportar os períodos de recessão e crises. Todavia, como destaca Caballero (2010), há um limite dos governantes em desenvolverem políticas macroprudenciais que eliminem os riscos e custos de uma crise financeira. Dessa forma, no momento em que uma nova crise financeira emergir no Brasil, é necessária uma clara compreensão dos efeitos dos instrumentos monetários disponíveis, para diminuir os danos causados no lado real da economia.

## **5 CONSIDERAÇÕES FINAIS**

Este estudo construiu um Índice de Instabilidade Financeira no Brasil (IFB) que permite capturar as ameaças percebidas e expectativas do mercado financeiro brasileiro. Em seguida, para compreender a relação entre os estresses financeiros e as dinâmicas econômicas, foi utilizado um modelo de vetor autorregressivo com mudanças de regimes markovianos desenvolvido por Sims et al. (2008), estimado pelo método bayesiano.

O IFB demonstrou-se capaz de identificar períodos históricos de alta percepção de risco. Pouco explorado no Brasil, a necessidade de mensurar as condições do sistema financeiro incentivou a criação de diversos índices de instabilidade financeira no mundo. Com uma literatura ainda não consolidada no que tange às variáveis que devem incorporar tal índice, o IFB segue o mesmo padrão de mensuração dos indicadores desenvolvidos pelo FED de Chicago e St. Louis. Assim, a primeira contribuição deste trabalho segue nesse sentido e possibilita que novos estudos avancem na capacidade desse tipo de indicador não apenas demonstrar o estado atual do mercado financeiro, mas também compreender sua atuação sobre o lado real da economia.

Outra possibilidade de avanço no índice de instabilidade financeira no Brasil seria ajustar o modelo para um formato de alta frequência, com resultados diários ou semanais, por exemplo. Além disso, os fatores do modelo são fixos, permitindo uma alternativa de estimar o comportamento desses fatores no tempo, identificando a importância de cada variável que movimenta o IFB em determinado período. Ainda, destaca-se a possibilidade de investigar se o IFB possui a característica de indicador antecedente para recessões no Brasil.

Após a formulação do índice e sua aplicação junto ao consumo das famílias, oferta de M2 e taxa Selic em um MSVAR, foi possível avançar nos estudos que identificam a importância do mercado financeiro para a economia. A relevância dessa relação torna-se mais evidente apenas na literatura recente, com o entendimento de que os ciclos financeiros interagem com os ciclos de negócios, e as crises financeiras tendem a apontar para o final do período de crescimento, além de tornar as recessões dos ciclos de negócios mais profundas. Ademais, comprovou-se o comportamento distinto da economia em períodos de estresse e de estabilidade financeira.

Nos períodos de instabilidade, em comparação com períodos normais, os choques financeiros têm efeitos maiores na atividade real da economia e na inflação. Ainda, apesar de ser uma economia em desenvolvimento, os resultados para o caso brasileiro não diferem nos resultados existentes na literatura, que até então observava apenas mercados desenvolvidos. Foi possível também constatar políticas monetárias com efeitos reversos dependentes do regime da economia. Os choques na taxa Selic tiveram efeitos opostos no IFB, tal como o aumento na oferta de M2. Demonstra-se assim que políticas adequadas para períodos normais podem piorar o cenário em um estado adverso, servindo de alerta para os formuladores das políticas econômicas no Brasil.

## REFERÊNCIAS

ABOURA, S.; VAN ROYE, B. **Financial stress and economic dynamics: an application to France**. Kiel Institute for the World Economy, 2013. (Kiel Working Paper, n. 1834). Disponível em: <<http://hdl.handle.net/10419/71078>>. Acesso em: 01 mar. 2015.

AIKMAN, D.; HALDANE, A. G.; NELSON, B. D. Curbing the credit cycle. **The Economic Journal**, v. 125, n. 585, p. 1072–1109, 2015. ISSN 1468-0297. Disponível em: <<http://dx.doi.org/10.1111/eoj.12113>>.

ARUOBA, S. B.; DIEBOLD, F. X. Real-time macroeconomic monitoring: Real activity, inflation, and interactions. **American Economic Review**, v. 100, n. 2, p. 20–24, 2010. Disponível em: <<http://www.aeaweb.org/articles.php?doi=10.1257/aer.100.2.20>>. Acesso em: 24 jun. 2015.

ARUOBA, S. B.; DIEBOLD, F. X.; KOSE, M. A.; TERRONES, M. E. Globalization, the business cycle, and macroeconomic monitoring. In: CLARIDA, R.; GIAVAZZI, F. (Ed.). **NBER International Seminar on Macroeconomics 2010**. University of Chicago Press, 2010. p. 245–286. Disponível em: <<http://www.nber.org/chapters/c12198>>. Acesso em: 24 jun. 2015.

ARUOBA, S. B.; DIEBOLD, F. X.; SCOTTI, C. Real-Time Measurement of Business Conditions. **Journal of Business & Economic Statistics**, Taylor & Francis, v. 27, n. 4, p. 417–427, 2009. ISSN 0735-0015. Disponível em: <<http://dx.doi.org/10.1198/jbes.2009.07205>>. Acesso em: 05 fev. 2015.

BACEN. **Relatório de Estabilidade Financeira**. Brasília, DF: Banco Central do Brasil, 2002. 180 p. Disponível em: <[http://www.bcb.gov.br/htms/estabilidade/2002\\\_novembro/ref200201c0p.pdf](http://www.bcb.gov.br/htms/estabilidade/2002\_novembro/ref200201c0p.pdf)>. Acesso em: 07 nov. 2015.

\_\_\_\_\_. **Relatório de Estabilidade Financeira**. Brasília, DF: Banco Central do Brasil, 2007. 155 p. Disponível em: <[http://www.bcb.gov.br/htms/estabilidade/2007\\\_maio/refmai2007completop.pdf](http://www.bcb.gov.br/htms/estabilidade/2007\_maio/refmai2007completop.pdf)>. Acesso em: 07 nov. 2015.

\_\_\_\_\_. **Relatório de Estabilidade Financeira**. Brasília, DF: Banco Central do Brasil, 2008. 174 p. Disponível em: <[http://www.bcb.gov.br/htms/estabilidade/2008\\\_11/refP.pdf](http://www.bcb.gov.br/htms/estabilidade/2008\_11/refP.pdf)>. Acesso em: 07 nov. 2015.

\_\_\_\_\_. **Relatório de Estabilidade Financeira**. Brasília, DF: Banco Central do Brasil, 2009. 174 p. Disponível em: <[http://www.bcb.gov.br/htms/estabilidade/2008\\\_11/refP.pdf](http://www.bcb.gov.br/htms/estabilidade/2008\_11/refP.pdf)>. Acesso em: 07 nov. 2015.

BACHMANN, R.; BAYER, C. ‘Wait-and-See’ business cycles? **Journal of Monetary Economics**, v. 60, n. 6, p. 704–719, 2013. ISSN 03043932. Disponível em: <<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0304393213000810>>. Acesso em: 05 fev. 2015.

BAGEHOT, W. **Lombard Street: A Description of the Money Market**. Londres: Henry S. King and Co., 1873. Disponível em: <<http://www.econlib.org/library/Bagehot/bagLom.html>>. Acesso em: 05 fev. 2015.

BARNDORFF-NIELSEN, O. E. Normal Inverse Gaussian Distributions and Stochastic Volatility Modelling. **Scandinavian Journal of Statistics**, Blackwell Publishers Ltd, v. 24, n. 1, p. 1–13, mar. 1997. ISSN 1467-9469. Disponível em: <<http://dx.doi.org/10.1111/1467-9469.00045>>.

BAUM, C. F.; CAGLAYAN, M.; TALAVERA, O. On the sensitivity of firms' investment to cash flow and uncertainty. **Oxford Economic Papers**, Oxford University Press, v. 62, n. 2, p. 286–306, 2010. Disponível em: <<http://ideas.repec.org/a/oup/oxecpp/v62y2010i2p286-306.html>>. Acesso em: 05 fev. 2015.

BAUR, D. G.; MCDERMOTT, T. K. Is gold a safe haven? International evidence. **Journal of Banking & Finance**, v. 34, n. 8, p. 1886–1898, ago. 2010. ISSN 03784266. Disponível em: <<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0378426609003343>>.

BERNANKE, B. S. Irreversibility, Uncertainty, and Cyclical Investment. **The Quarterly Journal of Economics**, v. 98, n. 1, p. 85–106, 1983. Disponível em: <<http://qje.oxfordjournals.org/content/98/1/85.abstract>>. Acesso em: 05 fev. 2015.

BERNANKE, B. S.; BLINDER, A. S. Credit, Money, and Aggregate Demand. **American Economic Review**, American Economic Association, v. 78, n. 2, p. 435–439, 1988. Disponível em: <<http://ideas.repec.org/a/aea/aecrev/v78y1988i2p435-39.html>>. Acesso em: 05 fev. 2015.

\_\_\_\_\_. The Federal Funds Rate and the Channels of Monetary Transmission. **American Economic Review**, American Economic Association, v. 82, n. 4, p. 901–921, 1992. Disponível em: <<http://ideas.repec.org/a/aea/aecrev/v82y1992i4p901-21.html>>. Acesso em: 05 fev. 2015.

BERNANKE, B. S.; GERTLER, M. Inside the Black Box: The Credit Channel of Monetary Policy Transmission. **Journal of Economic Perspectives**, v. 9, n. 4, p. 27–48, 1995. Disponível em: <<http://www.aeaweb.org/articles.php?doi=10.1257/jep.9.4.27>>. Acesso em: 05 fev. 2015.

BERNANKE, B. S.; GERTLER, M.; GILCHRIST, S. The financial accelerator in a quantitative business cycle framework. In: TAYLOR, J. B.; WOODFORD, M. (Ed.). **Handbook of Macroeconomics**. 1. ed. [S.l.]: Elsevier, 1999. v. 1, cap. 21, p. 1341–1393.

BJÖRNLAND, H. C.; LEITEMO, K. Identifying the interdependence between US monetary policy and the stock market. **Journal of Monetary Economics**, v. 56, n. 2, p. 275–282, 2009. ISSN 03043932. Disponível em: <<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0304393208001748>>. Acesso em: 01 fev. 2015.

BLOOM, N. The Impact of Uncertainty Shocks. **Econometrica**, Blackwell Publishing Ltd, v. 77, n. 3, p. 623–685, maio 2009. ISSN 1468-0262. Disponível em: <<http://dx.doi.org/10.3982/ECTA6248>>. Acesso em: 05 fev. 2015.

BLOOM, N.; BOND, S.; VAN REENEN, J. Uncertainty and Investment Dynamics. **The Review of Economic Studies**, v. 74, n. 2, p. 391–415, 2007. Disponível em: <<http://restud.oxfordjournals.org/content/74/2/391.abstract>>. Acesso em: 05 fev. 2015.

BOLLERSLEV, T. Generalized autoregressive conditional heteroskedasticity. **Journal of Econometrics**, v. 31, n. 3, p. 307 – 327, 1986. ISSN 0304-4076. Disponível em: <<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/0304407686900631>>. Acesso em: 01 set. 2015.

\_\_\_\_\_. Glossary to arch (garch). In: BOLLERSLEV, T.; RUSSELL, J.; WATSON, M. (Ed.). **Volatility and time series econometrics: essays in honor of Robert Engle**. [S.l.]: Oxford University Press, 2010.

BORIO, C. The financial cycle and macroeconomics: What have we learnt? **Journal of Banking Finance**, v. 45, p. 182 – 198, 2014. ISSN 0378-4266. Liquidity Risk, Reform of Bank Regulation, and Risk Management, Liquidity Risk Management, New York, USA, 14 June 2014Liquidity Risk, Reform of Bank Regulation, and Risk Management, Risk Management and Reform of Bank Regulation, Beijing, China, 22–23 April 2013Liquidity shocks, governance, systemic risk and financial stability. Disponível em: <<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0378426613003063>>.

BRAVE, S. A.; BUTTERS, R. A. Monitoring financial stability: A financial conditions index approach. **Economic Perspectives**, v. 35, n. 1, p. 22, 2011.

\_\_\_\_\_. Diagnosing the Financial System: Financial Conditions and Financial Stress. **International Journal of Central Banking**, v. 8, n. 2, p. 191–239, 2012.

BRY, G.; BOSCHAN, C. **Cyclical Analysis of Time Series: Selected Procedures and Computer Programs**. Cambridge: National Bureau of Economic Research, Inc, 1971. Disponível em: <[http://ideas.repec.org/b/nbr/nberbk/bry/\\_71-1.html](http://ideas.repec.org/b/nbr/nberbk/bry/_71-1.html)>. Acesso em: 01 fev. 2015.

BURNS, A. F.; MITCHELL, W. C. **Measuring Business Cycles**. Cambridge: National Bureau of Economic Research, Inc, 1946. 590 p. Disponível em: <<http://ideas.repec.org/b/nbr/nberbk/burn46-1.html>>. Acesso em: 05 fev. 2015.

CABALLERO, R. J. Macroeconomics after the crisis: Time to deal with the pretense-of-knowledge syndrome. **Journal of Economic Perspectives**, v. 24, n. 4, p. 85–102, 2010. Disponível em: <<http://www.aeaweb.org/articles.php?doi=10.1257/jep.24.4.85>>. Acesso em: 21 dez. 2015.

CHIB, S. Estimation and comparison of multiple change-point models. **Journal of Econometrics**, Elsevier, v. 86, n. 2, p. 221–241, 1998. ISSN 0304-4076. Disponível em: <<http://citeseerx.ist.psu.edu/viewdoc/download?doi=10.1.1.322.213&rep=rep1&type=pdf>>. Acesso em: 05 fev. 2015.

CHOUDHRY, T.; WU, H. Forecasting ability of garch vs kalman filter method: evidence from daily uk time-varying beta. **Journal of Forecasting**, John Wiley Sons, Ltd., v. 27, n. 8, p. 670–689, 2008. ISSN 1099-131X. Disponível em: <<http://dx.doi.org/10.1002/for.1096>>. Acesso em: 12 ago. 2015.

CHRISTIANO, L.; ILUT, C. L.; MOTTO, R.; ROSTAGNO, M. Monetary Policy and Stock Market Booms. **National Bureau of Economic Research Working Paper Series**, No. 16402, 2010. Disponível em: <<http://www.nber.org/papers/w16402http://www.nber.org/papers/w16402.pdf>>. Acesso em: 05 fev. 2015.

CHRISTIANO, L.; MOTTO, R.; ROSTAGNO, M. Risk Shocks. **American Economic Review**, v. 104, n. 1, p. 27–65, 2014. Disponível em: <<http://www.aeaweb.org/articles.php?doi=10.1257/aer.104.1.27>>. Acesso em: 05 fev. 2015.

CHRISTOFFERSEN, P.; HESTON, S.; JACOBS, K. Option valuation with conditional skewness. **Journal of Econometrics**, v. 131, n. 1-2, p. 253–284, mar. 2006. ISSN 03044076. Disponível em: <<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0304407605000126>>.

CLAESSENS, S.; KOSE, M. A.; TERRONES, M. E. How do business and financial cycles interact? **Journal of International Economics**, v. 87, n. 1, p. 178 – 190, 2012. ISSN 0022-1996. Symposium on the Global Dimensions of the Financial Crisis. Disponível em: <<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0022199611001462>>.

CLAESSENS, S.; TONG, H.; WEI, S.-J. From the financial crisis to the real economy: Using firm-level data to identify transmission channels. **Journal of International Economics**, Elsevier, v. 88, n. 2, p. 375–387, 2012. Disponível em: <<http://ideas.repec.org/a/eee/inecon/v88y2012i2p375-387.html>>. Acesso em: 05 fev. 2015.

CORREA, A. d. S.; HILLBRECHT, R. O. **Ciclos Internacionais de Negócios: uma Análise de Mudança de Regime Markoviano para Brasil, Argentina e Estados Unidos**. Associação Nacional dos Centros de Pósgraduação em Economia (ANPEC), 2003. (Anais do XXXI Encontro Nacional de Economia, XXI). Disponível em: <<http://ideas.repec.org/p/anp/en2003/b47.html>>. Acesso em: 05 fev. 2015.

DAVIG, T.; HAKKIO, C. What is the effect of financial stress on economic activity. **Economic Review**, Federal Reserve Bank of Kansas City, Q II, p. 35–62, 2010. Disponível em: <<http://ideas.repec.org/a/fip/fedker/y2010iqiip35-62nv.95no.2.html>>. Acesso em: 05 fev. 2015.

DING, Z.; GRANGER, C. W.; ENGLE, R. F. A long memory property of stock market returns and a new model. **Journal of Empirical Finance**, v. 1, n. 1, p. 83–106, jun. 1993. ISSN 09275398. Disponível em: <<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/092753989390006D>>.

DOVERN, J.; ROYE, B. van. International transmission and business-cycle effects of financial stress. **Journal of Financial Stability**, v. 13, p. 1 – 17, 2014. ISSN 1572-3089. Disponível em: <<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1572308914000291>>.

DOZ, C.; GIANNONE, D.; REICHLIN, L. A Quasi–Maximum Likelihood Approach for Large, Approximate Dynamic Factor Models. **The Review of Economics and Statistics**, v. 94, n. 4, p. 1014–1024, November 2012. Disponível em: <<http://ideas.repec.org/a/tpo/restat/v94y2012i4p1014-1024.html>>.

DREHMANN, M.; BORIO, C.; TSATSARONIS, K. BIS Working Papers, **Characterising the financial cycle: don't lose sight of the medium term!** 2012. Disponível em: <<https://ideas.repec.org/p/bis/biswps/380.html>>.

DURBIN, J.; KOOPMAN, S. J. **Time series analysis by state space methods**. [S.l.]: Oxford University Press, 2001.

ESPINOZA, R.; FORNARI, F.; LOMBARDI, M. J. The Role of Financial Variables in predicting economic activity. **Journal of Forecasting**, John Wiley & Sons, Ltd, v. 31, n. 1, p. 15–46, 2012. ISSN 1099-131X. Disponível em: <<http://dx.doi.org/10.1002/for.1212>>. Acesso em: 05 fev. 2015.

FABOZZI, F. J.; FOCARDI, S. M.; RACHEV, S. T.; ARSHANAPALLI, B. G. Factor Analysis and Principal Components Analysis. In: **The Basics of Financial Econometrics**. [S.l.]: John Wiley & Sons, Inc., 2014. p. 235–264. ISBN 9781118856406.

FAZZARI, S.; FERRI, P.; GREENBERG, E. Cash flow, investment, and keynes–minsky cycles. **Journal of Economic Behavior Organization**, v. 65, n. 3–4, p. 555 – 572, 2008. ISSN 0167-2681. Disponível em: <<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0167268106002046>>. Acesso em: 024 jun. 2015.

FERREIRA, J. T. A. S.; STEEL, M. F. J. A Constructive Representation of Univariate Skewed Distributions. **Journal of the American Statistical Association**, Taylor & Francis, v. 101, n. 474, p. 823–829, jun. 2006. ISSN 0162-1459. Disponível em: <<http://dx.doi.org/10.1198/016214505000001212>>.

FORNI, M.; HALLIN, M.; LIPPI, M.; REICHLIN, L. The generalized dynamic factor model. **Journal of the American Statistical Association**, v. 100, n. 471, p. 830–840, 2005. Disponível em: <<http://dx.doi.org/10.1198/016214504000002050>>. Acesso em: 13 jan. 2016.

GHALANOS, A. **rugarch: Univariate GARCH models**. [S.l.], 2014. R package version 1.3-4.

GLOSTEN, L. R.; JAGANNATHAN, R.; RUNKLE, D. E. On the Relation between the Expected Value and the Volatility of the Nominal Excess Return on Stocks. **Journal of Finance**, American Finance Association, v. 48, n. 5, p. 1779–1801, 1993. Disponível em: <<http://ideas.repec.org/a/bla/jfinan/v48y1993i5p1779-1801.html>>.

GONZALEZ, R. B.; LIMA, J.; MARINHO, L. Working Papers, **Countercyclical Capital Buffers: bayesian estimates and alternatives focusing on credit growth**. Brasília, DF: Banco Central do Brasil, 2015.

HAKKIO, C. S.; KEETON, W. R. Financial stress: what is it, how can it be measured, and why does it matter? **Economic Review**, Federal Reserve Bank of Kansas City, v. 94, n. 2, p. 5–50, 2009.

HAMILTON, J. D. A new approach to the economic analysis o nonstationary time series and the business cycles. **Econometrica**, v. 57, n. 2, p. 357 – 384, 1989. Disponível em: <<http://www.ssc.wisc.edu/~bhansen/718/Hamilton1989.pdf>>. Acesso em: 01 fev. 2015.

\_\_\_\_\_. Analysis of time series subject to changes in regime. **Journal of Econometrics**, v. 45, n. 1-2, p. 39–70, 1990. ISSN 03044076. Disponível em: <<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/0304407690900939>>. Acesso em: 01 fev. 2015.

HARVEY, A. C. **Forecasting, Structural Time Series Models and the Kalman Filter**. [S.l.]: Cambridge University Press, 1989.

HOLMES, E. E.; WARD, E. J.; WILLS, K. Marss: Multivariate autoregressive state-space models for analyzing time-series data. **The R Journal**, v. 4, n. 1, p. 11–19, 2012. Disponível em: <<file:///G:/Programas/R-3.1.3/library/MARSS/doc/UserGuide.pdf>>. Acesso em: 05 nov. 2015.

HUBRICH, K.; TETLOW, R. J. **Financial Stress and Economic Dynamics: the transmission of crisis**. Washington, D.C.: [s.n.], 2012. 36 p. (Finance and Economics Discussion Series).

\_\_\_\_\_. Financial stress and economic dynamics: The transmission of crises. **Journal of Monetary Economics**, v. 70, p. 100–115, 2015. ISSN 03043932. Disponível em: <<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S030439321400155X>>. Acesso em: 01 fev. 2015.

JOHNSON, R. A.; WICHERN, D. W. **Applied Multivariate Statistical Analysis**. 6a. ed. New Jersey: Pearson, 2007. 800 p. Disponível em: <<http://faculty.ksu.edu.sa/ABID/609QUA/AppliedMultivariateStatisticalAnalysisbyJohnsonandWichern.pdf>>. Acesso em: 01 fev. 2015.

KALECKI, M. A Theory of the Business Cycle. **The Review of Economic Studies**, Oxford University Press, v. 4, n. 2, p. 77–97, fev. 1937. ISSN 00346527. Disponível em: <<http://www.jstor.org/stable/2967606>>. Acesso em: 20 jun. 2015.

KASHYAP, A. K.; STEIN, J. C.; WILCOX, D. W. Monetary Policy and Credit Conditions: Evidence from the Composition of External Finance. **American Economic Review**, American Economic Association, v. 83, n. 1, p. 78–98, 1993. Disponível em: <<http://ideas.repec.org/a/aea/aecrev/v83y1993i1p78-98.html>>. Acesso em: 01 fev. 2015.

KEYNES, J. M. **The general theory of interest, employment and money**. Londres: Macmillan, 1936.

KLIESEN, K. L.; OWYANG, M. T.; VERMANN, E. K. Disentangling diverse measures: a survey of financial stress indexes. **Review**, n. Sep, p. 369–398, 2012. Disponível em: <<https://ideas.repec.org/a/fip/fedlrv/y2012iseptemberp369-398nv.94no.5.html>>.

KROZLIG, H.-M. **International Business Cycles: Regime Shifts in the Stochastic Process of Economic Growth**. University of Oxford, Department of Economics, 1997. (Economics Series Working Papers, n. 99194). Disponível em: <<http://econpapers.repec.org/RePEc:oxf:wpaper:99194>>. Acesso em: 01 fev. 2015.

LAYTON, A. P.; KATSUURA, M. Comparison of regime switching, probit and logit models in dating and forecasting US business cycles. **International Journal of Forecasting**, v. 17, n. 3, p. 403–417, 2001. ISSN 01692070. Disponível em: <<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0169207001000966>>. Acesso em: 01 fev. 2015.

LEE, G. G. J.; ENGLE, R. F. A permanent and transitory component model of stock return volatility. In: **Cointegration Causality and Forecasting A Festschrift in Honor of Clive WJ Granger**. Oxford: Oxford University Press, 1993. p. 475–497.

LUDVIGSON, S. C.; MA, S.; NG, S. **Uncertainty and Business Cycles: Exogenous Impulse or Endogenous Response?** [S.l.], 2015. (Working Paper Series, 21803). Disponível em: <<http://www.nber.org/papers/w21803>>.

MACIEL, L. A Hybrid Fuzzy GJR-GARCH Modeling Approach for Stock Market Volatility Forecasting. **Revista Brasileira de Finanças**, v. 10, n. 3, 2012. ISSN 1679-0731.

MERGNER, S. **Applications of State Space Models in Finance: An Empirical Analysis of the Time-varying Relationship Between Macroeconomics, Fundamentals and Pan-European Industry Portfolios**. Univ.-Verlag Göttingen, 2009. ISBN 9783941875227. Disponível em: <<http://www.univerlag.uni-goettingen.de/bitstream/handle/3/isbn-978-3-941875-22-7/mergner.pdf?sequence=1>>. Acesso em: 11 ago. 2015.



MINSKY, H. P. A Linear Model of Cyclical Growth. **The Review of Economics and Statistics**, The MIT Press, v. 41, n. 2, p. 133–145, 1959. Disponível em: <<http://www.jstor.org/stable/1927795>>.

\_\_\_\_\_. Longer Waves in Financial Relations: Financial Factors in the More Severe Depressions. **The American Economic Review**, American Economic Association, v. 54, n. 3, p. 324–335, 1964. ISSN 00028282. Disponível em: <<http://www.jstor.org/stable/1818517>>.

MISHKIN, F. S. Monetary policy flexibility, risk management, and financial disruptions. **Journal of Asian Economics**, v. 21, n. 3, p. 242–246, jun. 2010. ISSN 10490078. Disponível em: <<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1049007809000633>>. Acesso em: 01 fev. 2015.

MITTNIK, S.; SEMMLER, W. The real consequences of financial stress. **Journal of Economic Dynamics and Control**, v. 37, n. 8, p. 1479 – 1499, 2013. ISSN 0165-1889. Rethinking Economic Policies in a Landscape of Heterogeneous Agents. Disponível em: <<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0165188913000912>>.

MORAIS, I. A. C.; CHAUVET, M. **Leading Indicators for the Capital Goods Industry**. 2011. 137–171 p. Disponível em: <<http://bibliotecadigital.fgv.br/ojs/index.php/bre/article/view/3630>>. Acesso em: 01 fev. 2015.

MORAIS, I. A. C. de; PORTUGAL, M. S. Modelagem e previsão de volatilidade determinística e estocástica para a série do Ibovespa. **Estudos Econômicos (São Paulo)**, São Paulo, v. 29, n. 3, p. 303–341, 1999.

\_\_\_\_\_. Um novo índice coincidente para a atividade industrial do Estado do Rio Grande do Sul. **Estudos Econômicos (São Paulo)**, v. 37, p. 35–70, 2007. Disponível em: <[http://www.scielo.br/scielo.php?script=sci\\_arttext&pid=S0101-41612007000100002&nrm=iso](http://www.scielo.br/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S0101-41612007000100002&nrm=iso)>. Acesso em: 01 fev. 2015.

NELSON, D. B. Conditional Heteroskedasticity in Asset Returns: A New Approach. **Econometrica**, Econometric Society, v. 59, n. 2, p. 347–370, 1991. Disponível em: <<http://ideas.repec.org/a/ecm/emetrp/v59y1991i2p347-70.html>>.

NESS, M. L.; MORAIS, I. A. C. de; MASSUQUETTI, A. Ciclos econômicos na América Latina: 1950-2007. Associação Nacional dos Centros de Pósgraduação em Economia (ANPEC), n. 88, 2011. Disponível em: <<http://ideas.repec.org/p/anp/en2009/88.html>>. Acesso em: 01 fev. 2015.

PAGAN, A.; ROBINSON, T. Methods for assessing the impact of financial effects on business cycles in macroeconomic models. **Journal of Macroeconomics**, v. 41, p. 94–106, set. 2014. ISSN 01640704. Disponível em: <<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S016407041400055X>>. Acesso em: 01 fev. 2015.

PANOUSI, V.; PAPANIKOLAOU, D. Investment, Idiosyncratic Risk, and Ownership. **The Journal of Finance**, Blackwell Publishing Inc, v. 67, n. 3, p. 1113–1148, 2012. ISSN 1540-6261. Disponível em: <<http://dx.doi.org/10.1111/j.1540-6261.2012.01743.x>>. Acesso em: 01 fev. 2015.

PATELIS, A. D. Stock Return Predictability and The Role of Monetary Policy. **The Journal of Finance**, Blackwell Publishing Ltd, v. 52, n. 5, p. 1951–1972, 1997. ISSN 1540-6261. Disponível em: <<http://dx.doi.org/10.1111/j.1540-6261.1997.tb02747.x>>. Acesso em: 01 fev. 2015.

PORTUGAL, M. S.; MORAIS, I. A. C. de. Business cycles in the industrial production of Brazilian states. **Análise Econômica**, v. 26, n. 50, p. 27–56, 2008. ISSN 2176-5456. Disponível em: <<http://seer.ufrgs.br/index.php/AnaliseEconomica/article/view/10907>>. Acesso em: 01 fev. 2015.

RIGOBON, R.; SACK, B. Measuring The Reaction of Monetary Policy to the Stock Market. **The Quarterly Journal of Economics**, v. 118, n. 2, p. 639–669, 2003. Disponível em: <<http://qje.oxfordjournals.org/content/118/2/639.abstract>>. Acesso em: 01 fev. 2015.

ROMER, C. D.; ROMER, D. H. New Evidence on the Monetary Transmission Mechanism. **Brookings Papers on Economic Activity**, Economic Studies Program, The Brookings Institution, v. 21, n. 1, p. 149–214, 1990. Disponível em: <<http://ideas.repec.org/a/bin/bpeajo/v21y1990i1990-1p149-214.html>>. Acesso em: 01 fev. 2015.

SANTOS, D. G. dos; ZIEGELMANN, F. A. Estimação e Previsão de Volatilidade em Períodos de Crise: Um Estudo Comparando Modelos GARCH e Modelos Aditivos Semi-Paramétricos. **Revista Brasileira de Finanças**, Sociedade Brasileira de Finanças, v. 10, n. 1, p. 49, 2012. ISSN 1679-0731. Disponível em: <<http://bibliotecadigital.fgv.br/ojs/index.php/rbfin/article/view/3321>>.

SCHUMPETER, J. **The Theory of Economic Development**. Cambridge: Harvard University Press, 1934.

SIMS, C. A.; WAGGONER, D. F.; ZHA, T. Methods for inference in large multiple-equation Markov-switching models. **Journal of Econometrics**, v. 146, n. 2, p. 255–274, 2008. ISSN 03044076. Disponível em: <<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0304407608001140>>. Acesso em: 01 abr. 2015.

SIMS, C. A.; ZHA, T. Bayesian Methods for Dynamic Multivariate Models. **International Economic Review**, v. 39, n. 4, p. 949–968, 1998. Disponível em: <<http://econpapers.repec.org/RePEc:ier:iecrev:v:39:y:1998:i:4:p:949-68>>. Acesso em: 01 abr. 2015.

\_\_\_\_\_. Were There Regime Switches in U.S. Monetary Policy? **American Economic Review**, American Economic Association, v. 96, n. 1, p. 54–81, 2006. Disponível em: <<http://ideas.repec.org/a/aea/aecrev/v96y2006i1p54-81.html>>.

STENTOFT, L. American option pricing using GARCH models and the normal inverse Gaussian distribution. **Journal of Financial Econometrics**, Oxford Univ Press, v. 6, n. 4, p. 540–582, 2008. ISSN 1479-8409.

STOCK, J. H.; WATSON, M. W. New Indexes of Coincident and Leading Economic Indicators. In: BLANCHARD, O. J.; FISCHER, S. (Ed.). **NBER Macroeconomics Annual 1989**. National Bureau of Economic Research, Inc, 1989, (NBER Chapters, v. 4). p. 351–409. Disponível em: <<http://ideas.repec.org/h/nbr/nberch/10968.html>>. Acesso em: 01 abr. 2015.

\_\_\_\_\_. Forecasting Using Principal Components From a Large Number of Predictors. **Journal of the American Statistical Association**, Taylor & Francis, v. 97, n. 460, p. 1167–1179, dez. 2002. ISSN 0162-1459. Disponível em: <<http://dx.doi.org/10.1198/016214502388618960>>. Acesso em: 01 abr. 2015.

\_\_\_\_\_. Dynamic Factor Models. In: CLEMENTS, M. P.; HENDRY, D. F. (Ed.). **The Oxford Handbook of Economic Forecasting**. Oxford University Press, 2011. ISBN 9780195398649. Disponível em: <<http://www.oxfordhandbooks.com/10.1093/oxfordhb/9780195398649.001.0001/oxfordhb-9780195398649-e-3>>. Acesso em: 01 abr. 2015.

\_\_\_\_\_. Disentangling the Channels of the 2007-2009 Recession. **National Bureau of Economic Research Working Paper Series**, No. 18094, 2012. Disponível em: <<http://www.nber.org/papers/w18094><http://www.nber.org/papers/w18094.pdf>>. Acesso em: 01 abr. 2015.

STONA, F.; AMANN, J. C.; MORAIS, M.; TRICHES, D.; MORAIS, I. A. C. de. Análise da estrutura a termo das taxas de juros em países América Latina entre 2006 a 2014. **RBFIn: Brazilian Review of Finance**, v. 13, n. 4, p. 650 – 690, 2015.

TOMAZZIA, E. C.; MEURER, R. Transmissão da política monetária: análise de quebras estruturais na economia brasileira recente por modelos VAR, SVAR e MS-VAR. **ENCONTRO NACIONAL DE ECONOMIA-ANPEC**, v. 38, p. 1–20, 2010.

ZAKOIAN, J.-M. Threshold heteroskedastic models. **Journal of Economic Dynamics and Control**, Elsevier, v. 18, n. 5, p. 931–955, 1994. Disponível em: <<http://ideas.repec.org/a/eee/dyncon/v18y1994i5p931-955.html>>.

## APÊNDICE 1 - PRIORS DOS HIPERPARÂMETROS

As hipóteses a priori ou *priors* utilizadas na estimação Bayesiana segue a recomendação de Sims et al. (2008) para dados mensais e foram as mesmas utilizadas por Davig e Hakkio (2010), Aboura e Van Roye (2013) e Hubrich e Tetlow (2015). A partir da Equação 3.9, que expressa o modelo de Sims et al. (2008), as priors aplicam-se a  $A(s_t)$  para todos  $s_t$  e  $i$  variáveis,  $j$  equações e  $l$  lags. Na tabela estão os hiperparâmetros que controlam o rigor dessa prior.

<b>Tipo de Prior</b>	<b>Valor</b>
Rigor geral da hipótese a priori de random walk	0,57
Rigor relativo da prior de random walk nos coeficientes defasados	0,13
Controle do rigor relativo do random walk na constante	0,1
Rigor da deterioração da defasagem (lag decay)	1,2
Controle do peso da soma dos coeficientes em cada equação (hipótese de raiz unitária)	10
Controle do peso de uma única dummy inicial (hipótese de cointegração)	10

Tabela 4: Priors Selecionadas