

UNIVERSIDADE FEDERAL DO RIO GRANDE DO SUL
FACULDADE DE CIÊNCIAS ECONÔMICAS
DEPARTAMENTO DE CIÊNCIAS ECONÔMICAS

GUILHERME MAYER SCHNEIDER

**A SUPERVISÃO MACROPRUDENCIAL DE BASILEIA III:
O CAPITAL DE *BUFFER* CONTRACÍCLICO NO BRASIL**

Porto Alegre

2014

GUILHERME MAYER SCHNEIDER

**A SUPERVISÃO MACROPRUDENCIAL DE BASILEIA III:
O CAPITAL DE *BUFFER* CONTRACÍCLICO NO BRASIL**

Trabalho de conclusão submetido ao Curso de Graduação em Economia, da Faculdade de Ciências Econômicas da UFRGS, como quesito parcial para obtenção do título Bacharel em Ciências Econômicas.

Orientado: Dr. João Fróis Caldeira

Porto Alegre
2014

GUILHERME MAYER SCHNEIDER

**A SUPERVISÃO MACROPRUDENCIAL DE BASILEIA III:
O CAPITAL DE *BUFFER* CONTRACÍCLICO NO BRASIL**

Trabalho de conclusão submetido ao Curso de Graduação em Economia, da Faculdade de Ciências Econômicas da UFRGS, como quesito parcial para obtenção do título Bacharel em Ciências Econômicas.

Orientado: Dr. João Fróis Caldeira

Aprovado em: Porto Alegre, ____ de _____ de 2014.

Prof. Dr. João Fróis Caldeira – orientador

Universidade Federal do Rio Grande do Sul - UFRGS

Prof. Dr. Hudson Torrent

Universidade Federal do Rio Grande do Sul - UFRGS

Dr. Alexandre Englert Barbosa

Universidade Federal do Rio Grande do Sul - UFRGS

RESUMO

A crise financeira de 2008 demonstrou que o comportamento coletivo dos agentes do mercado financeiro possui grande potencial de geração de risco sistêmico e deve ser fonte de preocupação regulamentar. O buffer de Capital Contracíclico (CCB), apresentado pelo Comitê de Regulamentações Bancárias e Práticas de Supervisão em Basileia III, representa a principal ferramenta macroprudencial para o sistema financeiro internacional. No Brasil, o Banco Central está encarregado de determinar a metodologia de aplicação do CCB até janeiro de 2015. Nesse trabalho, aplica-se ao mercado brasileiro a proposta metodológica do BCBS para o CCB. Apresenta-se, também, um índice de fragilidade do setor bancário brasileiro (IFSB). De forma complementar, propõem-se um Early Warning Model (EWM) de previsibilidade em doze meses de situações de crise bancárias. Para esse modelo foi utilizado uma estimação por probit e um conjunto de variáveis selecionadas a partir de uma revisão bibliográfica sobre o assunto. O EWM proposto pelo trabalho demonstrou que a relação entre o gap do crédito/PIB, a taxa de câmbio real, o crédito no setor imobiliário e o saldo de depósitos a prazo contribuem para a previsibilidade das situações de crises bancárias do mercado brasileiro.

Palavras-Chave: Basileia III; Adicional de Capital Principal; Capital de *Buffer* Contracíclico; Macroprudencial; *Early Warning Model*; *Probit*; Índice de Fragilidade do Setor Bancário; Crises Bancárias.

ABSTRACT

The 2008's financial crisis showed that collective behavior by financial market agents have a big potential to generate a systemic risk and must be source of regulatory concern. Presented by BCBS in Basel III, the Countercyclical Capital Buffer represents the main macroprudential tool to the international financial system. In Brazil, the Central Bank is responsible for determining the application methodology of CCB until January 2015. In this paper applies to the Brazilian market a methodology proposed by BCBS to the CCB. In addition to presents a Banking Sector Fragility Index to Brazil. Additionally it proposes an Early Warning Model by predictability in twelve months of banking crises. For this model was used the probit estimation and a group by selected variables from a literature review about the subject. The EWM proposed by the study showed that the relationship between the credit-to-GDP gap, the real exchange, the credit in real estate and the term deposits, have contribute to the predictability in banking crisis situations of the Brazilian market.

Palavras-Chave: Basel III; Countercyclical Capital Buffer; Macroprudencial; Early Warning Model; Probit; Banking Sector Fragility Index; Banking Crises.

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 - EWM estimado por <i>probit</i>	55
Tabela 2 – Critérios de Ajuste do EWM proposto.....	56
Tabela 3 - Testes de Hipotese Nula do EWM	56

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 - Countercyclical Capital Buffer - CCB	22
Figura 2 - Curva ROC e AUROC.....	38
Figura 3 - Série do Crédito/PIB	41
Figura 4 - <i>Hodrick Prescott Filter</i> - Crédito/PIB	42
Figura 5 - Crédito/ PIB e CCB	43
Figura 6 - Índice de Fragilidade do Setor Bancário	44
Figura 7 - IFSB brasileiro a partir de 2000	45
Figura 8 - Variável Categórica do IFSB - VC_{IFSB}	46
Figura 9 - Variável Binária do IFSB - VB_{IFSB}	46
Figura 10 - Gráficos de Correlação Cruzada com IFSB	49
Figura 11- Curva ROC e AUROC do modelo do BCBS	58
Figura 12 - Curva ROC e AUROC do EWM proposto	58
Figura 13 - Probabilidade do EWM e Crises Bancárias	59

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

AUROC	Area Under the ROC Curve
BACEN	Banco Central do Brasil
BCBS	Comitê de Regulamentações Bancárias e Práticas de Supervisão
CCB	Countercyclical Capital Buffer
EMV	Estimador de Máxima Verossimilhança
EWI	<i>Early Warning Indicator</i>
EWM	<i>Early Warning Model</i>
HP	<i>Hodrick-Prescot filter</i>
i.i.d.	Independent and Identically Distributed
IACE	Indicador Antecedente Composto
ICCE	Indicador Coincidente Composto
IFSB	Índice de Fragilidade do Setor Bancário
PIB	Produto Interno Bruto
ROC	Receiver Operating Characteristic
RWA	Risk Weighted Asset

SUMÁRIO

1.	INTRODUÇÃO	10
2.	BUFFER DE CAPITAL CONTRACICLICO E EARLY WARNING MODEL	14
2.1.	Countercyclical Capital Buffer - CCB	14
2.2.	Early Warning Models - EWM	16
2.2.1.	Evento de perda.....	17
2.2.2.	Seleção de Economias para aplicação do EWM.....	18
2.2.3.	Seleção de potenciais EWI:	18
2.2.4.	Defasagem de tempo:.....	19
2.2.5.	Poder Preditivo dos EWM:	19
2.2.6.	Variáveis Políticas:.....	20
3.	METODOLOGIA	21
3.1.	Metodologia proposta pelo Comitê de Basileia	21
3.1.1.	Hodrick-Prescot Filter.....	23
3.2.	Índice de Fragilidade do Setor Bancário	24
3.3.	Potenciais Early Warning Indicators	28
3.4.	Modelo para Estimação do EWM	31
3.4.1.	Correlação Cruzada.....	32
3.4.2.	Modelo Probit.....	32
3.4.3.	Método de Estimação por Máxima Verossimilhança.....	34
3.4.3.1.	EMV para Variáveis Aleatória de Bernoulli.....	34
3.4.3.2.	EMV para Modelo Probit.....	35
3.5.	Metodologia de Avaliação de EWM	37
4.	DADOS E RESULTADOS DA ESTIMAÇÃO DO CCB, IFSB E DO EWM ..	39
4.1.	Descrição dos dados	39
4.2.	Metodologia do BCBS para o cálculo do CCB	41
4.3.	Índice de Fragilidade do Setor Bancário	44
4.4.	Estimando o EWM	47
5.	CONCLUSÃO	61
	REFERÊNCIA BIBLIOGRÁFICA	63

1. INTRODUÇÃO

O setor financeiro é um dos principais responsáveis pela orientação e indução das economias, principalmente nos países que apresentam maior grau de desenvolvimento. Esse setor é sujeito a uma série de riscos e sensíveis a crises mundiais, podendo ser o principal responsável por essas. Frente a essa fragilidade do mercado financeiro, observada em diferentes momentos, surgiu o Comitê de Regulamentações Bancárias e Práticas de Supervisão (Comitê de Basileia - BCBS) que, por estudos e metodologias, induz a boas práticas de gestão de risco, transparência e disciplina ao mercado financeiro.

Criado em 1974, o Comitê de Basileia é o principal agente de cooperação bancária internacional, propondo métricas para a mensuração da situação das instituições financeiras. O primeiro conjunto dessas métricas foi nomeado Acordo de Basileia¹ (1988, conhecido como Basileia I), na qual apresenta uma estrutura de capital mínimo regulamentar para as instituições financeiras. Dado a dinâmica do mercado financeiro, se fez necessário o aprimoramento das técnicas de mensuração de risco e dessa estrutura de capital. Em 2004, foi divulgado um novo conjunto de metodologias de mensuração de risco chamado de Basileia II.

Apesar do desenvolvimento na mensuração dos riscos de crédito e de mercado e do incremento do risco operacional e sobre a taxa de juros², as metodologias presentes em Basileia II se demonstraram frágeis perante a crise financeira de 2008. Tornou-se evidente a necessidade do desenvolvimento de elementos de regulamentação internacional do sistema financeiro. O BCBS apresenta em 2010 um novo Acordo de Basileia, Basileia III, divulgando suas preocupações sobre as instituições de forma individual e do sistema bancário como um todo, abrangendo a questão da internacionalização do sistema financeiro. Dentre os assuntos tratados em Basileia III, além de um novo conceito de capital, introduzem-se as primeiras ferramentas referentes a uma regulamentação

¹ Nome dado devido à cidade sede do BCBS – Basileia na Suíça.

² Riskbank – RBAN, risco das operações sujeitas à variação de taxas de juros classificadas na carteira de não negociação (*banking*) das instituições financeiras.

macroprudencial como de risco de alavancagem e de descasamento de *duration* de ativos e passivos.

A crise financeira de 2008 demonstrou que o comportamento coletivo dos agentes do mercado financeiro possui grande potencial de geração de risco sistêmico e deve ser fonte de preocupação regulamentar. Essa regulação macroprudencial, desenvolvida para avaliação desses riscos que possam impactar na estabilidade financeira e no crescimento econômico de longo prazo, deve-se somar às ferramentas regulamentares microprudenciais. Essas últimas são voltadas para uma análise individual das instituições.

Das novas ferramentas regulamentares macroprudenciais, foi proposto que as instituições financeiras, em momentos de estabilidade econômica e de excessivo crescimento do crédito, mantivessem um capital adicional suficiente para fazer frente a situações posteriores de choques ou estagnação econômica. Essa proposta minimizaria os impactos incorridos na concessão de crédito nesses períodos. Esse capital adicional foi denominado como *buffer* de Capital Contracíclico (*Countercyclical Capital Buffer* - CCB). A ativação dessa ferramenta macroprudencial implicará que as instituições mantenham um *buffer de capital* além dos demais requerimentos de capitais previstos em Basileia III.

A ativação do CCB é encargo das autoridades macroprudenciais de cada país que deverá comunicar com antecedência os casos de elevação do *buffer*. O BCBS sugere que a determinação da ativação e elevação desse *buffer* deve ser fundamentada pelo gap entre a razão de crédito sobre o PIB e sua tendência de longo prazo. Esse *gap* foi aplicado para diferentes países por Drehman *et. al* (2010) identificando-o como um possível indicador antecedente de crises (EWI - *Early Warning Indicator*). O BCBS ressalva, também, a necessidade de reciprocidade obrigatória do CCB para uma instituição com exposições em outros países, ou seja, a adequação da instituição ao CCB deverá ocorrer tanto com base na regulamentação bancária do país de origem da instituição, quanto na regulamentação do país onde possua exposição.

No Brasil, as aplicações das práticas para adequação ao Acordo de Basileia são exigidas ao sistema financeiro nacional através de resoluções CMN e circulares. Como autoridade brasileira sobre o assunto, o Banco Central do Brasil (BACEN) é responsável por determinar a metodologia de aplicação do CCB ao sistema financeiro brasileiro. A agenda brasileira de adequação à Basileia III prevê que aplicação do CCB ocorrerá a partir de 2016, entretanto, o BACEN deverá comunicar em janeiro de 2015 o nível de *buffer* a ser aplicado.

A principal preocupação a respeito do CCB está na metodologia a ser utilizada pelo BACEN, visto que a sugestão do BCBS não aparenta ser um bom EWI para todos os casos como evidenciado por Chen e Christensen (2010), Alessi e Detken (2011), Repullo e Saurina (2011), Behn et al. (2013), entre outros, sugerindo novos indicadores. Diferentes metodologias quantitativas podem ter bons poderes preditivos sobre a situação econômica atual de um país, mas torna-se mais complexa à medida que a metodologia deverá identificar, com antecedência, momentos de crescimento excessivos de crédito que precedam momentos de crise. Os métodos quantitativos que relacionam diferentes indicadores (*Early Warning Indicator – EWI*) na intenção de se prever situações de estresse no mercado são chamados de *Early Warning Model (EWM)*.

Ao se trabalhar com a estimação de EWM, como indicado por Babecký *et al.* (2011), surge uma questão teórica a respeito da identificação de situações de crise ou estresse no mercado. Motivado pela aplicação do CCB e por abranger o âmbito do setor bancário, observaremos variáveis que representem a situação desse mercado. Como apresentado por Kibritçioğlu (2002), a melhor maneira de se identificar a situações do setor bancário é compor um índice de fragilidade do setor bancário através de variáveis reais.

Esse presente trabalho, assim sendo, tem como objetivo avaliar, para a situação brasileira, a métrica proposta pelo Comitê de Basileia para a definição da aplicação do capital de *buffer*, utilizando o *gap* entre a razão crédito/PIB e sua tendência de longo prazo. Além disso, buscaremos apresentar um índice de fragilidade do setor bancário que demonstre a situação do mercado brasileiro, para

posteriormente demonstrar os períodos de crise. Utilizando uma variável binária, derivada das informações presente nesse índice, como variável dependente a um modelo *probit*, estimaremos um EWM envolvendo um conjunto de EWI como variáveis de resposta para auxiliar na decisão do BACEN sobre a metodologia de aplicação do CCB.

2. **BUFFER DE CAPITAL CONTRACICLICO E *EARLY WARNING MODEL***

A crise financeira de 2008, considerada a pior desde a Grande Depressão de 1929, escancarou a fragilidade sistêmica em que o sistema financeiro global estava exposto. As consecutivas perdas demonstraram o quanto o sistema financeiro internacional está interligado e o quanto isso pode apresentar um risco sistêmico que possa tomar proporções globais. Para estudos acadêmicos, essa crise reanimou os estudos sobre os *Early Warning Models* (Galati e Moessner, 2010; Trichet, 2010), uma vez que indicadores antecedentes poderiam ter alertado o risco eminente de uma crise, amenizando os efeitos dela e suavizando as grandes perdas. Para o mercado financeiro, o gerenciamento do risco sistêmico passou a ser pauta das discussões do Comitê de Supervisões Bancárias – BCBS. Dessa preocupação, novas ferramentas regulamentares, voltadas para âmbito *macroprudencial*, foram desenvolvidas. O *Buffer* de Capital Contracíclico (CCB) foi uma das novidades apresentadas no terceiro Acordo de Basileia em 2010.

A motivação do presente trabalho se dá pela aplicação do CCB ao sistema financeiro brasileiro e da necessidade de se compor um EWM consistente para aplicação do mesmo. Neste capítulo, apresentar-se-ão os princípios envolvendo a implementação do CCB e uma breve revisão bibliográfica sobre EWM – *Early Warning Model*.

2.1. **Countercyclical Capital Buffer - CCB**

O colapso financeiro norte americano de 2008 ampliou o consenso internacional da necessidade de uma ferramenta focada no risco sistêmico financeiro. Com esse intuito, o Comitê de Basileia introduziu o CCB como um dos principais instrumentos macroprudenciais dentre os apresentados em Basileia III. O objetivo desse *buffer* de capital excedente às exigências de requerimentos de capital também previstas em Basileia III é de proteção ao sistema bancário de períodos de recessões. A intenção é de constituir essa reserva de capital nos momentos de estabilidade e excessivo crescimento do crédito, liberando nos momentos de recessão do mercado financeiro. Como efeito, entende-se que haverá uma suavização no ciclo de crédito das economias, contendo-se a concessão de crédito

nos períodos de alta do ciclo bancário e liberando crédito nos momentos de crises devido o relaxamento na exigência sobre a reserva de capital. Compreende-se, assim, que esse *buffer* de capital está ligado à absorção das perdas ocorridas em momentos de crise no sistema financeiro.

A reserva de capital que constituirá o CCB deverá ser composta pelo excedente de Capital Principal, após avaliação dos demais requerimentos de capital. Esse capital se constitui no melhor patrimônio da instituição, de forma simplificada, pelo Capital Social e reservas da Instituição Financeira. Como de interesse de gerenciamento de risco sistêmico, o BCBS descreve sobre a reciprocidade obrigatória do CCB para uma instituição com exposições em outros países. Impõem que essas instituições deverão seguir a exigência de CCB em seu país de origem e obedecer ao montante exigido pela regulamentação do país proveniente de sua exposição:

“...the home authorities will be responsible for ensuring that the banks they supervise correctly calculate their buffer requirements based on the geographic location of their exposures. Such reciprocity is necessary to ensure that the application of the countercyclical buffer in a given jurisdiction does not distort the level playing field between domestic banks and foreign banks’ lending to counterparties in that jurisdiction.” (BCBS, 2010, p. 5)

O valor do CCB é apresentado como um percentual entre 0% e 2,5% dos ativos ponderado pelo risco (RWA). O BCBS limita a necessidade de reciprocidade internacional em 2,5% do RWA. Apesar de não ser o limitador oficial, acabou induzindo as nações a utilizar esse percentual como o limite da exigência para o CCB. Além desse limite, foi aconselhado que qualquer incremento de CCB fosse comunicado com 12 meses de antecedência, já a redução pode ter seu efeito imediato:

Any increases in the countercyclical buffer need to be preannounced by up to 12 months to give banks time to meet the additional capital requirements before they take effect, while reductions

in the buffer would take effect immediately to help to reduce the risk of the supply of credit being constrained by regulatory capital requirements. (BCBS, 2010, p. 2)

Sobre o descumprimento do CCB, diferentemente dos demais requerimentos de capital previstos em Basileia III, não ocasiona restrições tão severas como conversão de títulos em capital da instituição. Todavia, impacta na distribuição dos resultados aos acionistas e nos bônus aos empregados.

O BCBS esclarece que a determinação quando da ativação e proporção do CCB é de responsabilidade das autoridades macroprudenciais de cada jurisdição. Todavia, indica que a decisão deva ser tomada com base no *gap* entre a razão crédito/PIB e sua tendência de longo prazo. Essa indicador é embasada no trabalho de Dregmann *et al.* (2010) que demonstra a boa propriedade como indicador antecedente de crises para um grande número de países, mas que não vale para todas as ocorrências de crises. Uma propriedade que não foi aferida a esse indicador é a de coincidente, utilizado para avaliação da liberação do CCB. Essa dificuldade de se ter um indicador coeso e único para aplicação do CCB é um desafio às autoridades macroprudenciais. Será necessário estudo sobre possíveis bons indicadores antecedentes econômicos para auxiliar na tomada de decisão referente ao CCB. Todavia, vale ressaltar que as decisões macroprudenciais deverão levar em conta as questões das políticas monetárias e microprudenciais a fim de evitar conflitos de interesse.

2.2. *Early Warning Models - EWM*

Os primeiros trabalhos a tratarem sobre alertas antecedentes (*Early Warning*) foram apresentados no final da década de setenta por Bilson (1979) com estudos de indicadores e Krugman (1979) com modelos teóricos a fim de explicar as diversas crises cambiais e bancárias ocorridas na época. Entretanto, como descrito por Babecký *et al.* (2011), foi a partir da década de noventa que amplos debates metodológicos sobre os assuntos foram iniciados.

As causas das recentes crises financeiras não são as mesmas debatidas na década de noventa. Uma recente literatura busca novos indicadores precedentes para as crises, denominando-os *Early Warning Indicator* (Galati e Moessner, 2010; Trichet, 2010). Segundo Frankel e Saravelos (1996), os EWI são selecionados de forma mais abrangente a fim de alertar situação de crise, diferentemente da década de noventa, quando a seleção dos indicadores foi realizada de forma mais restrita, selecionando-os conforme a necessidade de respostas às crises cambiais e bancárias. Os modelos criados com base em um conjunto de EWI com a intenção de alertar as situações de crises são denominados *Early Warning Models* – EWM.

Estudos posteriores aos modelos propostos nos anos 90 reportaram um alto índice de ruídos a respeito do poder de previsão de crises futuras (Berg e Pattilo, 1998, citado por Babecký *et al.*, 2011). Novos estudos propõem técnicas mais robustas para determinação dos modelos com a intenção de aferir uma maior credibilidade a respeito do poder de previsão. Alguns trabalhos recentes apresentam a utilização de técnicas como *Markov-Switching* (Abiad, 2003; Peria, 2002), Modelos Logit Multinomiais (Busseire and Fratzcher, 2006), modelos Bayesianos e de painel (Babecký *et al.*, 2011). Conforme proposto por Babecký *et al.* (2011), para a construção de um EWM robusto é necessário atentar aos seguintes componentes:

2.2.1. Evento de perda

O objetivo de um EWM é alertar momentos de crises, entretanto não há um consenso na literatura ao que se refere a crises. Muitos estudos utilizam variáveis reais para identificar uma situação de crises, tais como estagnação do PIB e crescimento do déficit fiscal. Outros utilizam momentos de estresse de variáveis nominais que afetam a economia real, exemplo desses momentos são as quebras na bolsa de valores, desvalorização cambial e de preços de ativos. Entretanto o evento a ser alertado pelos EWM pode ser composto por uma única variável, real ou nominal, ou por um índice mensurado com diferentes variáveis conforme esquemas de ponderação. Apesar das possibilidades, muitos estudos acreditam que a utilização de variáveis reais para identificação de evento de perdas é mais significativo do que utilizar variáveis nominais.

2.2.2. Seleção de Economias para aplicação do EWM

Um bom EWM deve ser aplicado para prever uma mesma situação em diferentes economias. Na década de noventa, os estudos se focaram nas economias em desenvolvimento por terem sofrido mais os impactos das crises da época. Após a crise de 2008, que por sua vez envolveu, principalmente, países desenvolvidos, os estudos utilizaram esses países como alvos de análise, abrangendo cada vez mais a seleção de economias. De forma alternativa, outros estudos atentam para mercados em desenvolvimento e emergentes.

A escolha das economias a se aplicar o EWM deve levar em conta uma análise de heterogeneidade entre elas, pois um modelo consistente para uma, pode não ser aplicável em outra, ora por serem economias com diferenças significativas, ora por questão de insuficiência de dados. Para um grau mais elevado de aceitação do EWM, a aplicação de técnicas de análise de cluster ou modelos *Random-Slopes* pode ser utilizada para ajustar os parâmetros do modelo.

2.2.3. Seleção de potenciais EWI:

Existem três métodos para se determinar a escolha de variáveis a serem utilizadas no EWM. Uma maneira seria partir de um levantamento de estudos teóricos sobre o evento a ser alertado. Outro método seria através de revisão bibliográfica, utilizando variáveis já aplicadas em outros modelos, adicionando variações das mesmas. Por último, utilizar todas variáveis disponíveis para aplicação do modelo e, a partir de resultados, observar a significância delas como bons EWI.

Todos esses métodos estão sujeitos à omissão de bons EWI. O primeiro pode comprometer pela ausência de modelos teóricos que poderiam demonstrar correlações de eventos não tratados na teoria. O segundo método pecaria pela perpetuação de omissões de bons EWI de trabalhos anteriores, mas pode ser corrigido por introduções de novas variáveis pelo pesquisador. O terceiro método pode comprometer pela falta de tratamento a dados que não estavam à disposição e por questões de regressão espúria para avaliação dos EWI.

2.2.4. Defasagem de tempo:

A determinação da defasagem para os EWI é embasada no comportamento de importantes indicadores econômicos em momentos pré-crise, crise e pós-crise. Outro fator que embasa o horizonte de tempo para os EWI é a questão de se trabalhar com probabilidade de ocorrência de crises e não com a exatidão dela, pois dados os alertas pelo EWM, ações podem ser tomadas para que ela não se evidencie na prática. Assim sendo, normalmente encontra-se na literatura a utilização de um a dois anos para horizontes de tempo.

Essa subjetividade da metodologia para adoção do horizonte de tempo é limitada pela característica do EWI, visto que possam ter uma dinâmica distinta entre eles e até mesmo em relação à defasagem de tempo proposta. Desta maneira uma análise individual de cada EWI poderia indicar um intervalo de tempo ideal para cada um. Sem a limitação de um horizonte fixo de defasagem de tempo, torna-se possível utilizar diferentes horizontes de tempo, conforme a necessidade de antecipação do evento. Um EWM com EWIs de horizontes de tempo distintos podem alertar uma situação de crise eminente em diferentes momentos, possibilitando a adoção de medidas específicas de diferentes intensidades dados as proporções do alerta.

2.2.5. Poder Preditivo dos EWM:

Os EWM são construídos com os EWI de melhor poder preditivo do evento (variável dependente). Estudos que utilizam regressão discreta da variável dependente e metodologia de sinalização, normalmente avaliam separadamente cada EWI, minimizando os ruídos e a função de perda de cada. Outros estudos utilizam diferentes indicadores para formar um EWI composto. Para a composição desse índice utiliza-se questão teórica a respeito da seleção dos componentes e uma metodologia empírica para avaliação da correlação entre as variáveis. As abordagens que utilizam variável dependente contínua e seleção discreta trabalham com um conjunto de indicadores que acabam constituindo um EWI.

A interação entre diferentes indicadores para a composição de um EWM composto não é apenas agregada. Nos casos dos EWM com indicadores individuais

não há problemas de interação, pois não há outra variável explicativa. Todavia, ao se somar resultados de diferente EWI, pode-se subestimar a probabilidade da ocorrência de crise. Um EWM multivariado pode carregar consigo variáveis ditas significantes estatisticamente, mas insignificantes para previsibilidade, prejudicando o poder preditivo do modelo, introduzindo viés. Para a redução desse problema, deve-se escolher uma metodologia empírica consistente para criação do EWM, junto com uma análise estatística e teórica.

2.2.6. Variáveis Políticas:

As ferramentas de políticas econômicas, tais como reserva cambial, taxa de juros ou estrutura do déficit fiscal, podem ser utilizadas, ou não, na composição do EWM. Caso venha compor o EWM, ele deve ser tratado como se fosse mais uma variável, realizando os testes quanto ao poder predição do evento. A introdução desse tipo de variável aumenta as informações ao EWM, uma vez que erros na política podem contribuir para a ocorrência de crises. Todavia, a exclusão dessas variáveis permite mensurar a capacidade de respostas das mudanças nas ferramentas políticas e aumenta o potencial de análises.

Motivado pela necessidade de um modelo predecessor de crises no sistema financeiro para a regulamentação macroprudencial, utilizando a defasagem de um ano de antecedência como indicado pelo BCBS, o presente trabalho se propõe a criar um EWM significativo para momentos de crise no setor bancário brasileiro. Os tratamentos dados aos componentes apresentados por Babecký *et al.* (2011) para composição desse EWM serão tratados no capítulo três.

3. METODOLOGIA

Iniciaremos este capítulo apresentando a metodologia sugerida pelo BCBS para aplicação do CCB e referencial teórico sobre a filtragem de séries temporais utilizada na segregação de tendências e ciclos (*Hodrick-Prescott Filter*). No segundo momento, identificaremos o componente Evento de Perda (2.2.1) através da composição de um índice que quantifique a fragilidade do setor bancário brasileiro. No terceiro ponto, identificaremos, em uma revisão bibliográfica, potenciais variáveis a serem bons EWI. Por último, apresentaremos o referencial teórico utilizado para a composição do EWM junto com uma metodologia para avaliação do poder de predição desses tipos de modelos.

3.1. Metodologia proposta pelo Comitê de Basileia

Em dezembro de 2010, o BCBS publicou o documento “*Guidance for national authorities operating the countercyclical capital buffer*” propondo uma metodologia a ser usada como base pelas autoridades macroprudenciais para aplicação do CCB. Apesar de indicar que a decisão da metodologia utilizada para aplicação do CCB é das autoridades responsáveis, sugere uma variável como “guia de reserva”. Essa variável seria o desvio da razão do crédito sobre o PIB em relação a sua tendência de longo prazo. Esse *gap* sinalizaria o montante de *buffer* a ser aplicado. A escolha dessa variável foi embasada no estudo de Drehmann *et al.* (2010) e seu resumo foi anexado ao documento do BCBS. Nesse trabalho, aplicaram a diferentes economias uma gama de variáveis que pudessem ser selecionadas como bons EWI. O desvio da razão do crédito sobre o PIB em função de sua tendência de longo prazo obteve os melhores resultados para um maior número de economias. Por conseguinte, o BCBS optou por indicar essa variável como base para as autoridades macroprudenciais.

O método de mensuração do montante de *buffer* proposto pelo BCBS segue três etapas. Na primeira, calcula-se a razão entre o crédito total e o PIB nominal formando uma série de dados. Na segunda etapa, utiliza-se o *Hodrick-Prescot filter*³

³ Apresentado no ponto 3.3 do capítulo 3

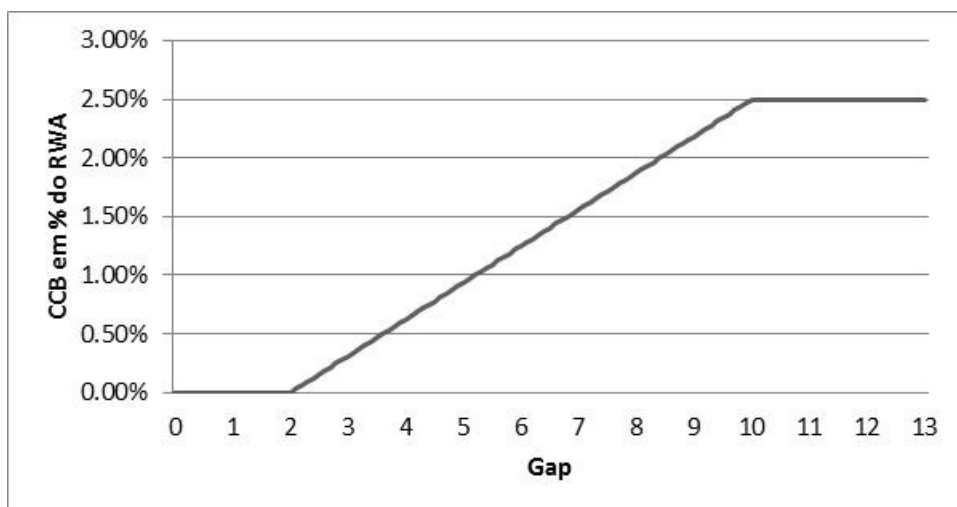
para segregar a tendência de longo prazo e o componente cíclico da série criada na primeira etapa. Na terceira etapa, configuram-se os limites inferiores e superiores para a variável que representaria a aplicação mínima de 0% e máxima de 2.5% ao *buffer*. Os cálculos apresentados no anexo do documento do BCBS indicam que os limites mínimo e máximo para avaliação do gap da variável Crédito/PIB são, respectivamente, 2 e 10. A partir desses limites, mensura-se o gap entre a razão do crédito PIB e sua tendência e estima o percentual de *buffer* a ser aplicado como:

$$\left\{ \begin{array}{l} 0\%, \text{ se } Gap_t < L_{inf} \\ \frac{Gap_t - L_{inf}}{L_{sup} - L_{inf}} * 2,5\%, \text{ se } L_{inf} \leq Gap_t \leq L_{sup} \\ 2.5\%, \text{ se } L_{sup} < Gap_t \end{array} \right. \quad \begin{array}{l} (1) \\ (2) \\ (3) \end{array}$$

Sendo Gap_t o desvio entre a razão crédito/PIB de sua tendência de longo prazo, L_{inf} o limite inferior e o L_{sup} o limites superior. Se o Gap_t for menor que L_{inf} , o CCB será igual a 0%, se for maior que L_{sup} , o CCB será no máximo 2,5% do RWA. Caso o Gap_t se situe entre esses dois limites, o valor de CCB será uma interpolação linear entre 0 e 2,5% como representado no gráfico abaixo:

Figura 1 - Countercyclical Capital Buffer - CCB

Nota: Gráfico da evolução do *buffer* de capital contracíclico conforme o *gap* da razão crédito/PIB em função de sua tendência de longo prazo.



Fonte: Elaborado pelo autor.

3.1.1. Hodrick-Prescot Filter

Segundo Nilsson e Gyomai (2001), Hodrick-Prescot filter (HP) é, por economistas, um dos mais conhecidos e utilizados métodos de filtragem de séries temporais. Esse filtro é uma ferramenta matemática utilizada, normalmente, para determinar a tendência de variáveis macroeconômicas. Sua forma de estimação de tendência está relacionado à otimização do seguinte problema:

$$y_t = \tau_t + c_t \quad (4)$$

$$\min_{\tau_t} \sum_t (y_t - \tau_t)^2 + \lambda \sum_t (\tau_{t+1} - 2\tau_t + \tau_{t-1})^2 \quad (5)$$

O problema descrito acima está em decompor a série y_t em um componente de tendência (τ_t) e outro componente cíclico (c_t), minimizando a equação (5) que representa em seu primeiro termo a discrepância da série original e a tendência (variância) e em seu segundo termo a curvatura da tendência (suavização). O trade-off que existe entre a procura de um τ_t mais próximo de y_t e a suavização da tendência é regulada pelo parâmetro de alisamento (λ), ou seja, penaliza a relação da tendência com a variável original. Esse parâmetro afere diretamente na linearidade de τ_t , sendo que quanto maior for λ , a tendência torna-se mais linear. A literatura sobre o λ utiliza 1.600 como valor do parâmetro ao se trabalhar com dados quadrimestrais. Ravn e Uhlig (2002) propõem que, para casos em que mude a frequência de observação, o λ deverá ser ajustado multiplicando 1.600 pela quarta potência dessa mudança.

O trabalho de Drehmann *et al.* (2011), o qual serviu de base para a sugestão do BCBS sobre a metodologia e implementação do CCB, utilizou as observações mensais dos dados. Ajustando o valor de λ , multiplicou-se 1.600 por 4^4 , chegando a um valor aproximado de 400.000. Implicitamente, o BCBS sugere esse valor de λ para aplicação do filtro HP às séries ao se trabalhar com dados mensais.

Escolher um λ elevado, torna a tendência mais linear, o que prejudica a observação de pontos de inflexão nos ciclos, pois, à medida que se vá introduzindo novas observações, cada vez menos influenciarão na tendência. Isso pode ser ruim,

uma vez que, com a perda de sensibilidade da tendência calculada, dados passados podem mascarar acontecimentos recentes e até mudanças estruturais. Uma possível solução apresentada por Bonfim e Monteiro (2013) seria utilizar uma janela móvel de tamanho fixo, retirando as observações mais antigas da amostra e, por conseguinte, aferindo um peso relativo maior aos novos dados na determinação da tendência.

3.2. Índice de Fragilidade do Setor Bancário

O CCB surgiu como uma ferramenta para o gerenciamento do risco sistêmico de setor financeiro (regulamentação *macroprudencial*). Seu principal propósito é proteger o sistema bancário de possíveis períodos de recessão. As crises bancárias são caracterizadas por corridas aos bancos por parte de agentes econômicos para resgates de aplicações (*bank runs*), incorporações, fusões e concordatas de bancos e intervenções governamentais a uma ou mais instituições financeiras (Caprio e Klingebiel (2003)). Segundo Nunes *et al.* (2013), os recentes estudos teóricos e empíricos sobre essas crises trazem duas metodologias para a identificação e temporalização (*timing*) das crises no setor bancário, uma baseada em eventos negativos ocorridos e a outra baseada em índice de vulnerabilidade.

O modelo baseado em eventos concretos utiliza a observação de ocorrência dos eventos que caracterizam uma crise bancária. Unindo fundamentos econômicos e expectativas de mercado a esse modelo, facilita-se a escolha de variáveis potencialmente predecessoras à situação. Todavia, como desvantagem, esse modelo não expressa diferentes níveis de fragilidade do setor bancário, não indica o início ou fim das crises (Singh, 2010) e não quantifica a relevância das variáveis predecessoras selecionadas em relação às crises bancárias.

O modelo baseado na composição de um índice de vulnerabilidade utiliza ferramentas estatísticas aplicadas a dados reais para identificação de crises no sistema bancário. Esse modelo traduz, em dados, a situação do setor bancário, apresentando o *timing* das crises ou ocorrências de períodos de vulnerabilidade bancária. O desafio desse modelo está em identificar a composição desse índice. Como apresentado por Nunes *et al.* (2013), certos estudos procuraram identificar

variáveis que apresentassem comportamentos distintos durante as crises, outros tentam relacionar as crises bancárias com fraqueza de fundamentos econômicos e outros buscaram variáveis que teoricamente possam expressar a situação do setor bancário.

Em seu trabalho, Kibritçioğlu (2002) baseou-se em três riscos, nos quais os bancos estão constantemente expostos, para a formação do *Banking Sector Fragility Index* (Índice de Fragilidade do Setor Bancário - IFSB): Risco de Liquidez, Risco de Crédito e Risco Cambial. O Risco de Liquidez está relacionado ao descasamento entre ativos e passivos da instituição financeira, refletindo na capacidade de se honrar as obrigações e captar recursos no mercado financeiro. O Risco de Crédito está relacionado à possibilidade de perdas inesperadas referentes ao não cumprimento da parte tomadora ou contraparte de suas respectivas obrigações financeiras. O Risco Cambial está relacionado com as exposições dos bancos em moedas estrangeiras, podendo, de forma inerente, afetar a situação financeira dos bancos.

O IFSB é formado pela média aritmética de três variáveis que Kibritçioğlu utilizou como *proxy* para os três riscos bancários analisados: (I) Variação dos Depósitos Bancários Reais (*proxy* para Risco de Liquidez) ; (II) Variação do crédito para o setor privado doméstico (*proxy* para Risco de Crédito); e (III) Variação do passivo externo líquido (*proxy* para Risco de Cambial).

Adicionalmente ao trabalho de Kibritçioğlu, Nunes *et al.* (2013) introduziu, para aplicação ao setor bancário brasileiro, uma outra variável *proxy* ao Risco de Liquidez referente às reservas bancárias. Um elevado nível de reservas bancárias pode indicar uma situação mais estável ao setor bancário, ainda mais ao se tratar de mercados onde se encontram níveis compulsórios elevados, sistema desenvolvido de provisão e regulamentação *microprudencial* compatível com Basileia III. Sendo assim, o IFSB segue a seguinte equação:

$$IFSB_t^4 = \frac{\left[\frac{Dep_t - \mu_{Dep}}{\sigma_{Dep}} + \frac{Csp_t - \mu_{Csp}}{\sigma_{Csp}} + \frac{Pel_t - \mu_{Pel}}{\sigma_{Pel}} + \frac{Res_t - \mu_{Res}}{\sigma_{Res}} \right]}{4} \quad (6)$$

Tal que,

$$Dep_t = \frac{lDep_t - lDep_{t-12}}{lDep_{t-12}} \quad (7)$$

$$Csp_t = \frac{lCsp_t - lCsp_{t-12}}{lCsp_{t-12}} \quad (8)$$

$$Pel_t = \frac{lPel_t - lPel_{t-12}}{lPel_{t-12}} \quad (9)$$

$$Res_t = \frac{lRes_t - lRes_{t-12}}{lRes_{t-12}} \quad (10)$$

Na equação (1), o IFSB representa a média dos valores padronizados de Dep_t , Csp_t , Pel_t e Res_t , onde μ e o σ são, respectivamente, a média aritmética simples e o desvio padrão de cada variável. $lDep_t$, $lCsp_t$, $lPel_t$ e $lRes_t$ representam os totais reais para depósitos bancários, concessão de crédito ao setor privado doméstico, passivo externo líquido e reservas bancárias. As variáveis Dep_t , Csp_t , Pel_t e Res_t são apenas transformações apresentadas nas equações (2) a (5) das respectivas variáveis $lDep_t$, $lCsp_t$, $lPel_t$ e $lRes_t$. Essa transformação corresponde apenas à variação percentual anual de cada variável. Essa janela de doze meses foi utilizada para evitar que qualquer tipo de sazonalidade se incorpore à série.

A interpretação do IFSB pode ser induzida, para não haver problemas de interpretação dos valores, por faixas de variação delimitadas por níveis de *threshold* como sugerido por Nunes *et al.* (2013). Os limites entre as faixas (*threshold*) serão representados pelo desvio padrão do IFSB seguindo a seguinte classificação:

$$\left\{ \begin{array}{l} VC_{IFSB} = 0, \text{ se } -\infty < IFSB \leq -\sigma, \text{ representa Alta Fragilidade (AF);} \\ VC_{IFSB} = 1, \text{ se } -\sigma < IFSB \leq 0, \text{ representa Média Fragilidade (MF);} \\ VC_{IFSB} = 2, \text{ se } 0 < IFSB \leq +\sigma, \text{ representa Estabilidade (ES);} \\ VC_{IFSB} = 3, \text{ se } \sigma < IFSB \leq +\infty, \text{ representa Acumulação de Riscos (AR).} \end{array} \right.$$

Observa-se que, com essas definições, cria-se uma variável categórica para o IFSB (VC_{IFSB}). Partindo do comportamento dessa variável, poderemos ter as seguintes interpretações sobre a situação do setor bancário apresentada pelo IFSB. Na faixa de alta fragilidade (AF), em que o IFSB é negativo e em módulo é maior que o desvio padrão, a situação é de crise bancária. Na faixa de média fragilidade (MF), interpretamos como um período de instabilidade bancária com período de ocorrência de crise bancária. A faixa que expressa estabilidade à série (ES) representa um IFSB positivo sem acúmulo de risco excessivo no setor bancário. Se o IFSB for superior ao desvio padrão (AR), o setor bancário está em um período de acúmulo de risco de forma excessiva, que aparentemente não parece ser sustentável ao longo do tempo, sendo interpretada como aumento do risco sistêmico podendo acarretar futuras crises.

Sobre o movimento entre as faixas, podem-se supor três situações distintas. A primeira se refere à transição do IFSB da faixa AR para a ES, havendo uma contenção dos riscos e, por conseguinte, uma possível retenção na liberação de crédito, podendo ser reflexo de uma política prudencial ou reflexo de expectativa de crise eminente. A segunda situação está associada a períodos após o IFSB estar na faixa AF, seriam os períodos pós-crise bancária, quando gradualmente o sistema bancário retoma a concessões de crédito e assume maiores riscos. Esse período pode ser caracterizado por oscilações do índice entre as faixas AF e MF antes de uma recuperação completa. As crises são consideradas finalizadas apenas quando o índice retornar a zero ou a faixa ES. Uma terceira situação refere-se a situações isoladas de ocorrência do IFSB na faixa MF, onde não são caracterizadas crises bancárias.

O interesse deste trabalho é propor um EWM que possa nos sinalizar antecipadamente situações de crise no mercado financeiro. Utilizando a variável categoria construída a partir da série do IFSB, criaremos uma variável binária com a seguinte característica:

- $VB_{IFSB_t} = 1$, quando $VC_{IFSB_t} = 0$;
- $VB_{IFSB_{t+h}} = 1$ Se $VB_{IFSB_t} = 1$ e $VC_{IFSB_{t+h}} \in \{0,1\}$, sendo $h = 1, 2, 3, \dots$;

- $VB_{IFSB_t} = 0$, para os demais casos.

Toda vez que a variável VB_{IFSB} for igual a 1 indicará uma situação de fragilidade/crise no sistema bancário brasileiro. Como o interesse é de prever esses momentos, essa será a variável dependente do modelo EWM a ser proposto no trabalho. A VB_{IFSB} servirá, também, de base para verificação do poder preditivo do modelo proposto pelo BCBS.

3.3. Potenciais *Early Warning Indicators*

A escolha dos potenciais EWI seguirá a metodologia descrita no ponto 2.4 que trata da escolha feita por uma revisão de trabalhos já realizados sobre o assunto. Essa metodologia é utilizada por muitos outros trabalhos que acabam complementando as ideias anteriores com o incremento de outras variáveis como potenciais EWI (Babecký *et al.*, 2011; Alessi e Detken, 2009; Behn *et al.*, 2013; Drehmann e Juselius, 2013). Para tanto, segue revisão bibliográfica realizada para a seleção dos potenciais EWI.

Os primeiros trabalhos sobre indicadores antecedentes de crises são datados do fim da década de setenta por Bilson (1979) e Krugman (1979) devido às diferentes crises cambiais que envolviam a economia. Na década de noventa, em função das crises cambiais e bancárias, o assunto de indicadores antecedentes de crises voltou à tona no meio acadêmico com trabalhos de Kaminsky and Reinhart (1996) e Frankel e Rose (1996). Mas, mais recentemente, segundo Galati e Moessner (2010) e Trichet (2010), com a crise do *subprime* nos EUA e seus impactos em demais economias, reanimaram-se os interesses do meio acadêmico e de formadores de política sobre os indicadores antecedentes de crises.

A regulamentação macroprudencial é um exemplo desse novo interesse por parte dos formadores de política. Apesar de Borio (2003) ter apresentado primeiras discussões sobre o papel da política macroprudencial antes mesmo da crise de 2008, só com o colapso do Lehman Brothers surgiu um consenso internacional sobre a necessidade de uma ferramenta de mitigação dos riscos sistêmicos que envolvem o setor bancário.

Drehamann *et al.* (2010) utiliza em seu trabalho diversas variáveis macroprudenciais, de atividade bancária e até de custos de financiamento. Através de uma metodologia de extração de sinais, avalia o poder preditivo e coincidente dessas variáveis a crises em diversas economias. Esse trabalho sinalizou o gap de crédito/PIB frente sua tendência de longo prazo como indicador de melhor predição. O BCBS utiliza tal estudo como base para a formulação do CCB, apesar de o próprio Drehamann *et al.* (2010) demonstrar a fragilidade do indicador para um número maior de casos.

Repullo e Saurina (2011) criticam o gap de crédito/PIB como EWI argumentando que ao utilizá-lo o *buffer* acabaria aumentando o ciclo financeiro devido à defasagem ao ciclo econômico, sendo esse segundo mais longo. Outra crítica levantada pelos autores é em relação à correlação negativa entre o crescimento do PIB e a tendência de longo prazo do indicador crédito/PIB. Como sugestão, analisam o crescimento do crédito e o crescimento do PIB separadamente.

Alessi e Detken (2011) demonstram que os preços de ativos também possam ser bons indicadores precedentes a crises. Para tanto, Bonfim e Monteiro (2013) utilizaram em suas análises, sobre a economia de Portugal, preços de ações, de imóveis, índice de preços ao consumidor e taxa de juros de longo prazo da dívida pública. Nessa análise, acrescentaram outros indicadores macroeconômicos como o saldo da balança corrente, dívida externa, dívida pública e taxa de desemprego.

Bancos centrais de países aderentes à Basileia III realizaram estudos procurando indicadores que pudessem ser complementares ao proposto por Basileia. O Bank of England, para a implementação do CCB no Reino Unido, utilizou 18 variáveis dividida entre indicadores bancários, econômicos e de mercado. Dentre elas destaca-se o Índice de Capital, Índice de Alavancagem, retorno de ativos, índice de *funding* de curto prazo, Crédito/PIB, ativos externos líquidos, dívida externa bruta, saldo de contas correntes, taxa de juros real de longo prazo, expectativa de volatilidade do mercado e valores dos *spreads* no mercado. O Reserve Bank of India utilizou em seus estudos sobre o CCB indicadores relacionados a preços de ativos

como imóveis, *equity* e ouro, acrescentaram perspectivas de mercado em relação à indústria e a concessão de crédito. Nos estudos do *Swiss National Bank*, incrementou-se variáveis como volume doméstico de hipotecas, preços imobiliários residenciais, risco de taxa de juros, indicadores de concessão de crédito e alavancagem.

Análises de indicadores precedentes para momentos de crise na economia brasileira podem ser encontrados, por exemplo, nos trabalhos de Capelleto (2008), Alves e Vieira (2011) e Nunes *et al.* (2013). Capelleto (2008) utiliza em seus estudos variáveis de natureza econômica e contábil, tais como taxa de juros, taxa de câmbio, reservas internacionais, ativos totais e líquidos, crédito, patrimônio líquido, depósitos à vista e a prazo. Alves e Vieira (2011) aplicou seu trabalho em países desenvolvidos, em desenvolvimento e emergentes, abrangendo as variáveis como crédito doméstico, receita líquida do governo, dívida externa, dívida interna, taxa de câmbio, reservas internacionais, além de crédito e PIB. Para o EWM proposto por Nunes *et al.* (2013), o autor utiliza as variáveis econômicas, tais como PIB, inflação, taxas de juros e preços de ativos; variáveis que representam vulnerabilidade externa: reservas internacionais e razão $M3^4$ /reservas internacionais; variáveis sobre a competitividade do mercado brasileiro: taxa de câmbio real, exportações e importações; e variáveis do sistema bancário como a razão de ativos sobre passivos em moeda externa e a razão entre crédito e depósitos.

A FGV/IBRE em conjunto com The Conference Board⁵, elaboram o Indicador Antecedente Composto (IACE) e o Indicador Coincidente Composto (ICCE) da Economia Brasileira. Esses indicadores são elaborados com intuito de resumir e revelar possíveis padrões de inflexões de séries econômicas. Esses indicadores são formados por médias ponderadas das seguintes variáveis segregadas por antecedentes e coincidentes: **Antecedentes:** Taxa swap, índice de Expectativas da Indústria; índice de Expectativa do Setor de Serviços; Índice de Expectativa do

⁴ Segundo Feijó (2008) são a soma de saldos de papel moeda e depósitos à vista (M1); mais depósitos especiais remunerados e de poupança, somados aos títulos emitidos por instituições depositárias (M2); mais quotas de fundos de renda fixa somadas as operações compromissadas registradas na Selic.

⁵ Instituição independente de âmbito global para realização de pesquisa e seminários sobre negócios, que trabalha para o interesse público. www.conferenceboard.org

Consumidor, IBOVESPA, Índice de Produção de Bens de Consumo Duráveis, Índice de Termo de Troca e índice de Quantum de Exportações; **Coincidentes:** Índice de Produção Industrial, Consumo de Energia Elétrica Industrial, Expedição de Papel e Papelão Ondulado, Volume de Vendas do Comércio Varejista, População Ocupada e Renda Média Real. Esses valores são ponderados inversamente proporcionais ao desvio-padrão de suas variações mensais.

Essa metodologia do IACE e ICCE é aplicada em muitos países com o acompanhamento do The Conference Board. Apesar de alguns ajustes realizados pela FGV/IBRE, não é um modelo específico para a economia brasileira, ainda mais que algumas variáveis selecionadas para compor os indicadores e até mesmo os indicadores são dados privados da instituição FGV/IBRE. Caso queira-se replicar a utilização de algumas dessas variáveis, pode-se utilizar outras que sirvam como *proxy*. Entretanto, vale ressaltar que a intensão desses indicadores é de prever os ciclos econômicos e não ciclos financeiros.

3.4. Modelo para Estimação do EWM

O EWM será composto pelas variáveis selecionadas a partir da revisão bibliográfica feita sobre o assunto no ponto anterior. Antes de partir para um método de regressão multivariado, utilizaremos a análise de Correlação Cruzada (*Cross-Correlation*) para retirarmos variáveis que não apresentem correlação com a variável descrita no ponto 3.1 para a ordem de um ano de defasagem. Com as variáveis restantes, utilizaremos o método *probit* de regressão visto a característica binária da variável dependente. Como apresentado por Collett (1991) para regressões de variáveis dependente binárias, é difundido na literatura a utilização de métodos não-lineares para estimação dos parâmetros, utilizando distribuição de probabilidade acumulada (f.d.a) que limitam os valores a estarem no intervalo $\{0,1\}$. Essa função de regressão deve ser interpretada como uma previsão da probabilidade de ocorrência do evento dependente.

3.4.1. Correlação Cruzada

Obtidas as variáveis a partir da revisão bibliográfica feita no ponto 3.3, partiremos de uma análise de Correlação Cruzada, conhecida também como *Cross-Correlation*, para avaliar a correlação entre as variáveis selecionadas com a variável dependente. Uma definição matemática pode ser encontrada nos trabalhos de Bracewell (1965) e Papoulis (1962). Para o presente trabalho, basta a intuição estatística, entendendo que a Correlação Cruzada, de uma forma simples, é a correlação de uma variável em relação a cada ordem de defasagem de outra variável.

A análise realizada entre a variável dependente e as demais variáveis nos indicara há ocorrência de correlação e em qual defasagem de tempo. Eliminaremos, como possível EWI do modelo, as variáveis cuja correlação apresentada não seja significativa para a ordem de doze defasagens (lembrando que as séries de dados possuem frequência mensal).

3.4.2. Modelo *Probit*

O modelo *probit* é um tipo de regressão utilizado quando a variável dependente (Y) assume valores binários. Segundo Greene (1997), esse método assume que Y é apenas uma manifestação contínua de uma variável latente, não observável, do modo que:

$$Y_i^* = X_i\beta + \varepsilon_i$$

Em que X_i é um vetor de variáveis regressoras, β vetor de parâmetros e Y_i^* possui uma relação com Y_i por um limite estabelecido de α^6 ,

$$Y_i = \begin{cases} 1, & \text{se } Y_i^* \leq \alpha \\ 0, & \text{se } Y_i^* > \alpha \end{cases} \quad (11)$$

Nota-se que a partir dessa hipótese, consegue-se mensurar a probabilidade de $Y_i = 1$, seguindo:

⁶ Assumiremos o valor de $\alpha = 0$ por facilidade do entendimento, mas o valor da constante é arbitrário.

$$\begin{aligned}
P(Y_i = 1) &= P(Y_i^* \leq 0) \\
&= P(X_i\beta + \varepsilon_i \leq 0) \\
&= P(\varepsilon_i \leq -X_i\beta)
\end{aligned} \tag{12}$$

Na qual $P(z = 1)$ é a probabilidade de z ser um. Afere-se que:

$$P(Y_i = 0) = P(\varepsilon_i > -X_i\beta) \tag{13}$$

Assumindo que ε_i é uma variável aleatória com função de distribuição $F(\cdot)$, tem-se que:

$$P(Y_i = 1) = F(-X_i\beta) \tag{14}$$

$$P(Y_i = 0) = 1 - F(-X_i\beta) \tag{15}$$

Pela simetria da função de distribuição, esse modelo nos permite encontrar a probabilidade p de Y ser igual a 1 seguindo a fórmula:

$$p = P[Y_i = 1] = P[Y_i^* \geq X_i\beta] = F(X_i\beta) \tag{166}$$

Uma das hipóteses para o modelo *probit* é da variável aleatória $\varepsilon_i \sim N(0,1)$ seguir uma distribuição normal. Dessa maneira $F(\cdot)$ é definido como a função da distribuição normal:

$$F(x) = \int_{-\infty}^x \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{1}{2}t^2} dt \tag{177}$$

Onde $t = \frac{x-\mu}{\sigma}$, $-\infty < \mu < \infty$, $-\infty < x < \infty$, $\sigma > 0$.

Derivando $F(x)$ por x obtemos a função de densidade de probabilidade:

$$f(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{1}{2}x^2} \tag{188}$$

Assim a função *probit* é dada por:

$$F(x) = P[X \leq x] = \int_{-\infty}^x \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{1}{2}u^2} du \quad (19)$$

Nota-se que estimamos a probabilidade p utilizando o vetor de parâmetros β e as observações das variáveis X_i . Todavia, o vetor de β não é observável e nem conhecido, dessa maneira, se faz necessário estimá-lo. Para encontrarmos o vetor de parâmetros do modelo *probit*, utilizamos Estimação de Máxima Verossimilhança.

3.4.3. Método de Estimação por Máxima Verossimilhança

O estimador de Máxima Verossimilhança (EMV) trata de encontrar valores para β que maximizem a Função de Verossimilhança. Essa função é a distribuição de probabilidade conjunta dos coeficientes desconhecidos com as variáveis observáveis. Esse método consiste em achar valores para os parâmetros que maximizem a probabilidade de resultar os dados observáveis, ou seja, de chegarmos aos valores da variável dependente a partir de uma probabilidade condicional. Exemplificando o método, demonstraremos a estimação por EMV para variáveis aleatórias de Bernoulli e para o Modelo *Probit*, sendo o segundo utilizado para a estimação dos β do EWM.

3.4.3.1. EMV para Variáveis Aleatória de Bernoulli

As variáveis aleatórias de Bernoulli possuem a característica de assumirem valores de zero ou um, sendo p a probabilidade de ser 1 e $(1 - p)$ a probabilidade de ser 0. Assim a função de probabilidade dessas variáveis é dada por:

$$P_x(Y_1 = y_1) = p^{y_1}(1 - p)^{1-y_1}, \quad \text{sendo } y_1 \in \{0,1\}, \quad 0 < p < 1 \quad (19)$$

A partir de uma amostra aleatória de n observações de Y , possuímos a $f(Y_i)$ como a função de probabilidade. A probabilidade conjunta de n valores de Y é dada por:

$$f_{Bernoulli}(p; Y_1, Y_2, Y_3, \dots, Y_n) = \prod_1^n f(Y_i) = \prod_1^n p^{y_i}(1 - p)^{1-y_i} \quad (20)$$

$$= p^{(y_1+\dots+y_n)}(1-p)^{n-(y_1+\dots+y_n)} = p^S(1-p)^{n-S} \quad (21)$$

Essa é a função de verossimilhança de variáveis aleatórias de Bernoulli. Para obtermos o valor de p pelo EMV, devemos maximizar a função a cima, igualando a zero a primeira derivada. Visto que o logaritmo é uma função estritamente crescente e que a maximização da equação de verossimilhança e a de seu logaritmo produz o mesmo p , para facilitar o cálculo, derivaremos a seguinte função:

$$\ln[f_{Bernoulli}(p; Y_i)] = S \ln(p) + (n - S) \ln(1 - p) \quad (22)$$

Derivando por p , obtemos:

$$\frac{\partial}{\partial p} \ln[f_{Bernoulli}(p; Y_i)] = S \frac{1}{p} - \frac{n - S}{1 - p} \quad (23)$$

Igualando essa derivada a zero e isolando p , encontra-se, por EMV:

$$\hat{p} = \frac{S}{n} = \bar{Y} \quad (24)$$

3.4.3.2. EMV para Modelo *Probit*

No modelo *probit*, a probabilidade que se deseja maximizar é de que $Y_i = 1$ condicionada a $X_{1i}, X_{2i}, \dots, X_{ki}$. A função da probabilidade condicional p_i é dada por:

$$p_i = F(\beta_0 + \beta_1 X_{1i} + \dots + \beta_k X_{ki}) \quad (25)$$

Sendo F a função *probit* que segue uma distribuição da função de distribuição acumulada de uma variável de distribuição normal. Sendo $X_{1i}, X_{2i}, \dots, X_{ni}$, e Y_i i.i.d., a distribuição de probabilidade conjunta de Y_1, \dots, Y_n , condicionado a X_1, \dots, X_n é dado por:

$$\begin{aligned} P(Y_1 = y_1, \dots, Y_n = y_n | X_{1i}, \dots, X_{ni}, i = 1, \dots, n) \\ = \prod_{i=1}^n P(Y_i = y_i | X_{1i}, \dots, X_{ni}) \end{aligned} \quad (26)$$

$$= \prod_{i=1}^n p_n^{y_i} (1 - p_n)^{1-y_i} \quad (27)$$

Notamos que por Y_i ser uma variável binária sua distribuição de probabilidade segue a distribuição bivariada de Bernoulli. Ao substituímos a fórmula *probit* para a probabilidade condicional p_i em $P(Y_1 = y_1, \dots, Y_n = y_n | X_{1i}, \dots, X_{ni}, i = 1, \dots, n)$, obtemos uma função dos coeficientes desconhecidos β_i , denominada por função de verossimilhança do modelo *probit*:

$$f_{Probit}(\beta_1, \dots, \beta_n; Y_1, \dots, Y_n | X_{1i}, \dots, X_{ni}) = \prod_{i=1}^n f[F(\beta_0 + \beta_1 X_{1i} + \dots + \beta_n X_{ni})] \quad (28)$$

Para simplificar o cálculo, é convencional aplicarmos o logaritmo dessa função e maximizá-la:

$$\begin{aligned} & \ln[f_{Probit}(\beta_1, \dots, \beta_n; Y_1, \dots, Y_n | X_{1i}, \dots, X_{ni})] \\ &= \sum_{i=1}^n Y_i \ln[F(\beta_0 + \beta_1 X_{1i} + \dots + \beta_n X_{ni})] \\ & \quad + \sum_{i=1}^n (1 - Y_i) \ln[(1 - F(\beta_0 + \beta_1 X_{1i} + \dots + \beta_n X_{ni}))] \end{aligned} \quad (29)$$

Para a maximização da função a cima, utilizaremos algoritmos computacionais. Como resultado, obteremos um vetor de β_i para o maior valor possível de p dados nossas variáveis regressoras X_i .

Por fim, para considerarmos válida a escolha do EMV pelo modelo *probit*, segundo Stock e Watson (2004), sob condições normais, os estimadores por Máxima Verossimilhança são consistentes e possuem uma distribuição amostral normal em amostras grandes.

3.5. Metodologia de Avaliação de EWM

A simples observação do comportamento de um potencial EWM em períodos que antecedem crises bancárias pode nos fornecer indicações da capacidade de previsão. No entanto, dá margem para subjetividade da análise. Desta forma, faz-se necessário uma metodologia de avaliação de EWM.

Primeiramente, precisa-se determinar quando um sinal é considerado correto e útil a ser um bom EWM. O BCBS sugere que a regulamentação macroprudencial indique o montante de CCB a ser constituído com doze meses de antecedência, ou seja, que o indicador tenha bom poder de previsão nesse horizonte de tempo.

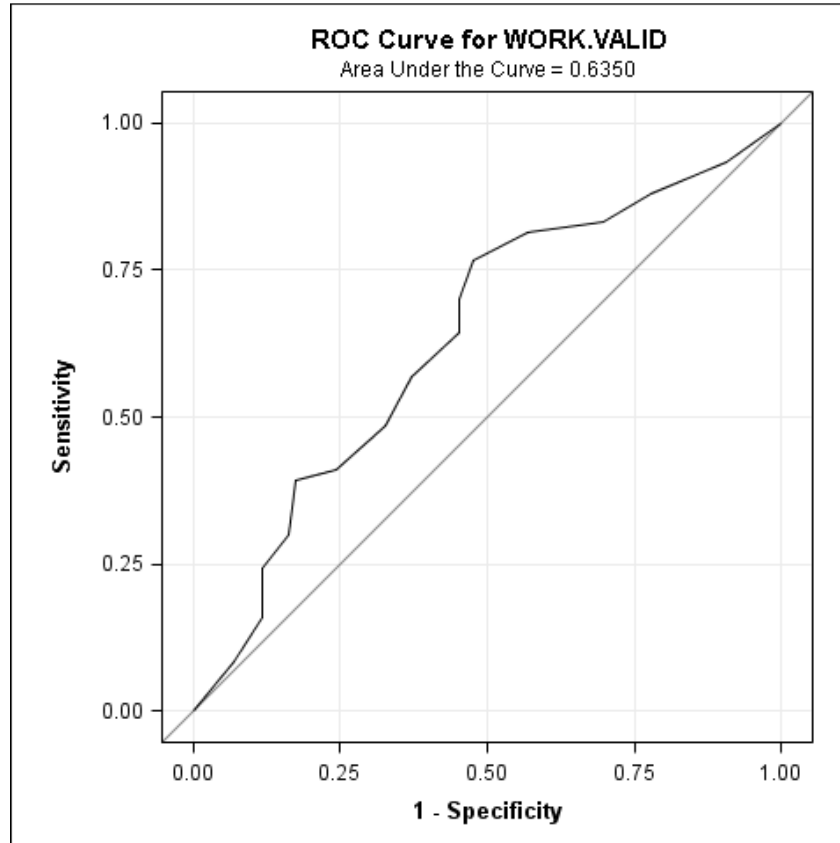
O modelo AUROC (DeLong *et al.*, 1988) nos permite uma comparação e avaliação do desempenho dos EWM de uma forma não paramétrica. O método AUROC, *Area Under the Receiver Operating Characteristic (ROC) Curve*, como o próprio nome sugere, consiste em analisar a área abaixo da curva ROC, permitindo quantificar o desempenho do modelo.

A curva ROC foi desenvolvida no campo da comunicação com intuito de demonstra a relação entre sinais e ruídos, mas hoje é comumente utilizada para analisar as observações de modelos contínuos ou de grande escalas. A curva ROC é a representação gráfica da relação entre a sensibilidade e a especificidade dos modelos plotados a partir da função de probabilidade⁷. Utiliza-se uma curva ROC com distribuição aleatória como comparabilidade entre o poder de predição do modelo proposto a um modelo com eventos aleatórios. Segue exemplo de gráfico:

⁷ Explicações aprofundadas podem ser encontradas em DELONG (1988).

Figura 2 - Curva ROC e AUROC

Nota: Um exemplo de curva ROC de uma variável de resposta qualquer em função de outra dependente.



Fonte: support.sas.com

A área sob a curva ROC (AUROC) servirá para avaliar o poder preditivo individual de cada variável antes de introduzi-las ao modelo. Por fim, compararemos a AUROC do EWM proposto com a AUROC do desvio da razão do crédito sobre o PIB frente sua tendência de longo prazo.

4. DADOS E RESULTADOS DA ESTIMAÇÃO DO CCB, IFSB E DO EWM

O presente capítulo descreverá, primeiramente, os dados utilizados nas estimações junto com os devidos tratamentos. No segundo momento, apresentará os resultados de cada etapa da estimação do CCB para o Brasil, conforme metodologia proposta pelo BCBS. Seguindo a necessidade de se ter uma métrica para distinguirmos os momentos de crises no mercado bancário brasileiro, descreveremos como foi constituído o IFSB. Posteriormente, apresentaremos um EWM estimado pelo método *probit* para a variável dependente binária derivada do IFSB. Os resultados obtidos no desenvolvimento do modelo serão apresentados de forma segregada, separados pela análise de Correlação Cruzada em relação a variável ao IFSB das variáveis selecionadas e os resultados do modelo *probit* estimado. Por fim, apresentaremos as curvas ROC para comparação entre o modelo proposto pelo BCBS e o EWM proposto no trabalho e o gráfico de probabilidade desse último em relação a variável dependente do modelo.

4.1. Descrição dos dados

Na metodologia do BCBS de aplicação do CCB, utilizam-se apenas as informações de crédito e PIB do país. O BACEN disponibiliza em seu sítio na internet (Sistema Gerenciador de Séries Temporais -SGS) ambas as informações. Além das séries segregadas, encontra-se a série histórica da relação entre crédito e PIB com suas séries já tratadas. Um fato a se destacar sobre essas variáveis é em relação à frequência de observações disponibilizadas, sendo o crédito mensal e o PIB trimestral. Para fins de comparabilidade com demais variáveis, o Banco Central divulga uma série mensal do PIB que também usaremos no presente trabalho.

Com o intuito de criar o índice proposto por Kibritçioğlu (2002), para a construção do IFSB utilizou-se as seguintes variáveis: Depósitos Bancários, na qual abrangem depósitos à vista, de poupança e a prazo; Saldo das operações de crédito do setor privado; o saldo de final de mês das reservas bancárias; e o passivo externo líquido, mensurado pela diferença entre contas do passivo e ativo em moeda estrangeira da União sendo as contas do Ativo (i) investimentos direto no exterior, (ii) investimento em carteira, (iii) derivativos, (iv) outros investimentos e (v) ativos de

reservas; as contas do passivo englobam (i) investimentos estrangeiro direto, (ii) investimento em carteira por estrangeiros, (iii) derivativos e (iv) outros investimentos. A frequência de todas as variáveis é mensal, abrangendo o período de janeiro de 1995 a agosto de 2014. Para a composição do IFSB, seguiu-se a metodologia apresentada no ponto 3.2.

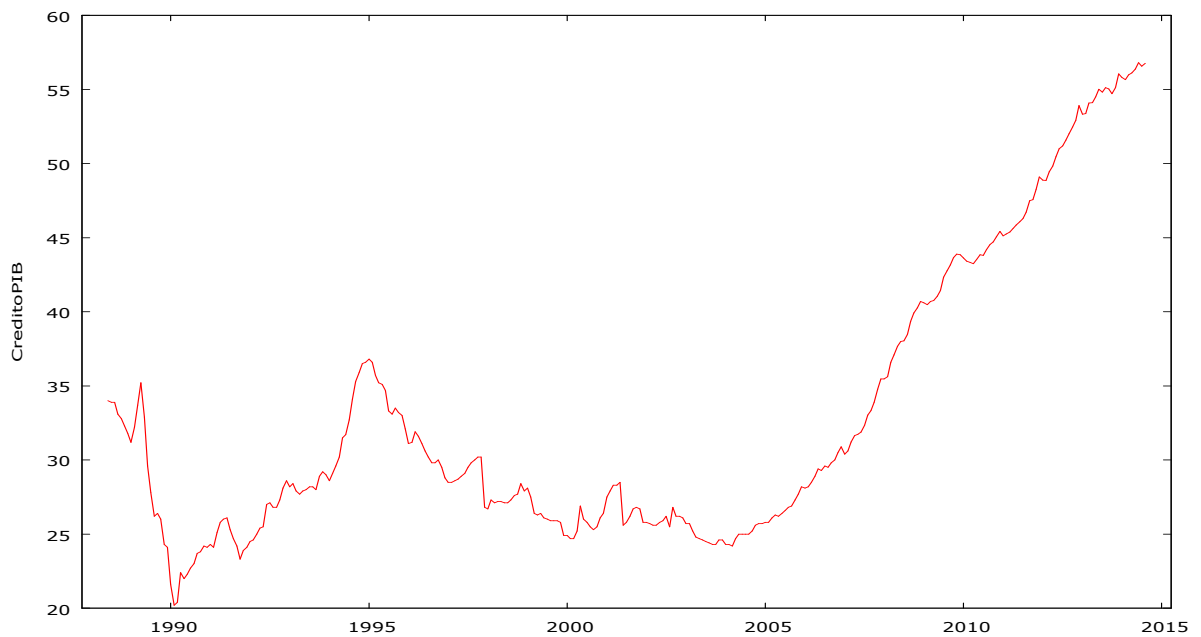
As variáveis selecionadas pelo autor, a partir da revisão bibliográfica descrita no ponto 3.3, foram obtidas através do Sistema Gerenciador de Séries Temporais (SGS) do BACEN, do Ipeadata e do IBGE. Para as variáveis que possuíam série histórica disponível, utilizaram-se observações de janeiro de 1997 a agosto de 2014, para as demais variáveis foram utilizadas todas as observações disponíveis até agosto de 2014. A frequência dessas observações é mensal. Os dados disponibilizados que apresentaram características não estacionárias, a fim de se evitar problemas de estimação por *probit*, foram tratados tirando-se as tendências com filtro HP e sazonalidade pela diferença anual. De forma resumida, foram selecionadas as seguintes variáveis: desvio do Crédito/PIB frente sua tendência de longo prazo, taxa Swap (DI pré fixada), Expectativa da Indústria, Expectativa de Serviços, Expectativa de Consumidor, Ibovespa, Bens de Consumo Duráveis, Índice Quantum das Exportações, Indústria Geral, Consumo Energia Indústria, Expedição de Papelão Ondulado, Volume de Vendas Varejo Ampliado, População Ocupada, Dívida Líquida Total (DLSP), Taxa de Desemprego Aberto, IPCA - Índice de Preços ao Consumidor Ampliado, Balança Comercial, Taxa de Câmbio - Dólar Americano, Taxa de Câmbio Real, Reservas Bancárias, Meios de Pagamento - M1, Meios de pagamento amplos - M3, Receitas do Tesouro Nacional, Reservas Internacionais, Depósitos de Poupança, Depósitos à Vista, Depósitos a prazo, PIB mensal, Renda Médio Real (População Ocupada), Dívida Externa e saldos de crédito do setor público, privado e imobiliário.

4.2. Metodologia do BCBS para o cálculo do CCB

No modelo do BCBS para estimação do CCB utilizou-se apenas a variável Crédito/PIB. Segue abaixo o gráfico da série temporal da variável:

Figura 3 - Série do Crédito/PIB

Nota: Série temporal da variável Crédito/PIB extraída do Sistema Gerador de Séries Temporais do BACEN – SGS. A curva foi gerada pelo programa Gretl.



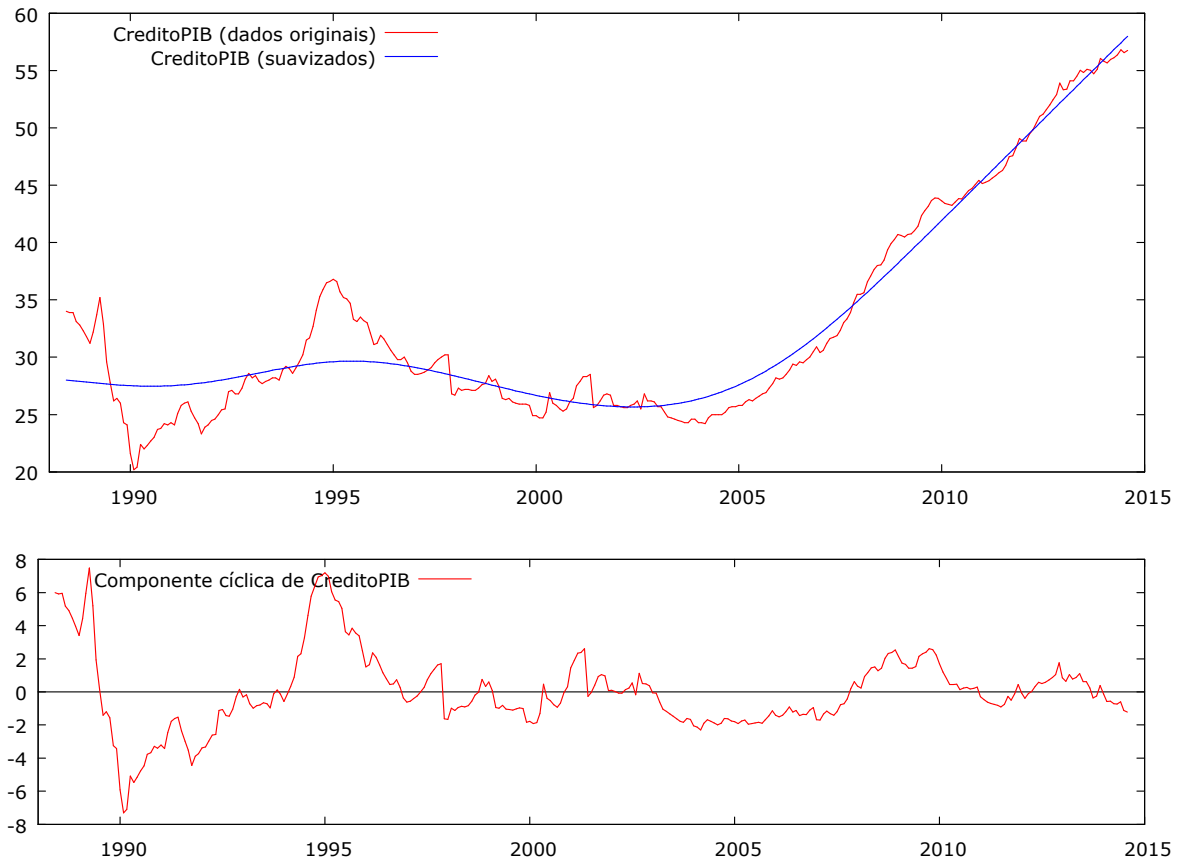
Fonte: Elaborado pelo autor com base nos dados do BACEN.

Utilizando-se o programa estatístico GRETl, aplicou-se o filtro Hodrick-Prescot ($\lambda = 400.000$) sobre a série para extrair sua tendência de longo prazo e o componente cíclico da série:

Figura 4 - Hodrick Prescott Filter - Crédito/PIB

Nota: Com a série temporal do crédito/PIB, utilizou-se o programa Gretl para aplicação do filtro Hodrick-Prescott ($\lambda = 400.000$). Como resultado conseguiu-se segregar a série na tendência e em um componente cíclico. Esse componente representa o *gap* da variável em relação a sua tendência.

Como definido pelo BCBS, deverá ser utilizado pelas autoridades macroprudenciais para determinação do CCB.

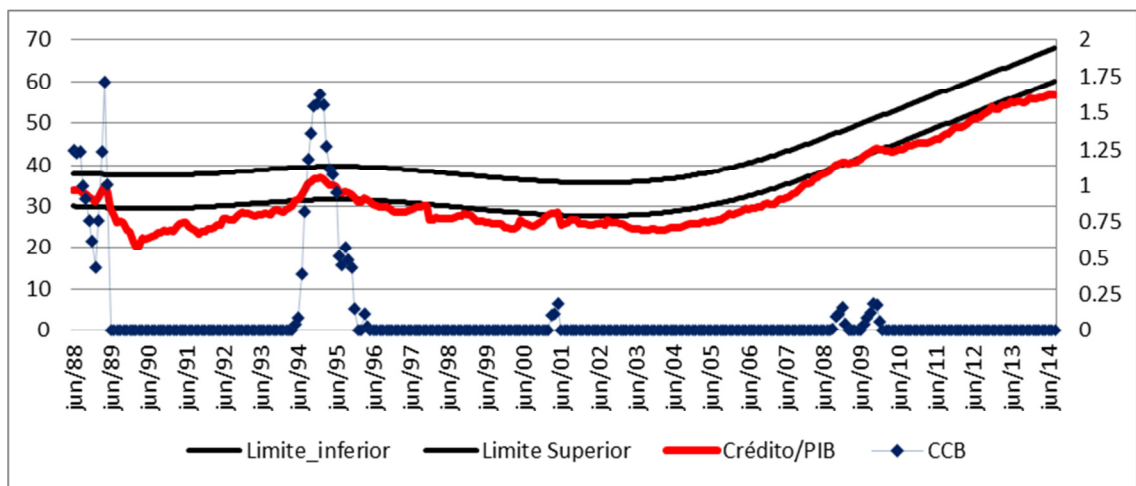


Fonte: Elaborado pelo autor.

Obtendo-se o *gap* entre o Crédito/PIB e sua tendência de longo prazo e traçando as curvas dos limites inferiores e superiores para ativação do CCB, têm-se os valores do CCB a ser aplicado a cada período. Segue abaixo o gráfico com os resultados:

Figura 5 - Crédito/ PIB e CCB

Nota: O BCBS determina que o CCB deverá ser estabelecido observando a razão entre o crédito/PIB em relação a tendência de longo prazo dessa variável. Para o mesmo, utiliza-se o filtro *Hodrick-Prescott* para mensuração da tendência e retira-se da série, resultando no *gap* do crédito/PIB à sua tendência de longo prazo. Estabelecidos os limites inferiores e superiores pelo BCBS para esse *gap* em 2 e 10, respectivamente, obtemos o CCB a medida em que o *gap* ultrapasse o limite mínimo. Abaixo do limite inferior o CCB corresponde a 0% do RWA. No limite superior, o CCB corresponde a 2,5% do RWA. Entre os limites, o CCB é uma interpolação linear entre 0% e 2,5% do RWA.



Fonte: Elaborado pelo autor.

Os limites inferiores e superiores seguem o proposto pelo BCBS, sendo de 2 e 10, respectivamente, do valor da tendência de longo prazo. Observa-se que toda vez que a variável Crédito/PIB passou o limite inferior, a variável CCB respondeu com uma elevação do buffer. Para observação dessa variável, deve-se utilizar o eixo secundário do gráfico.

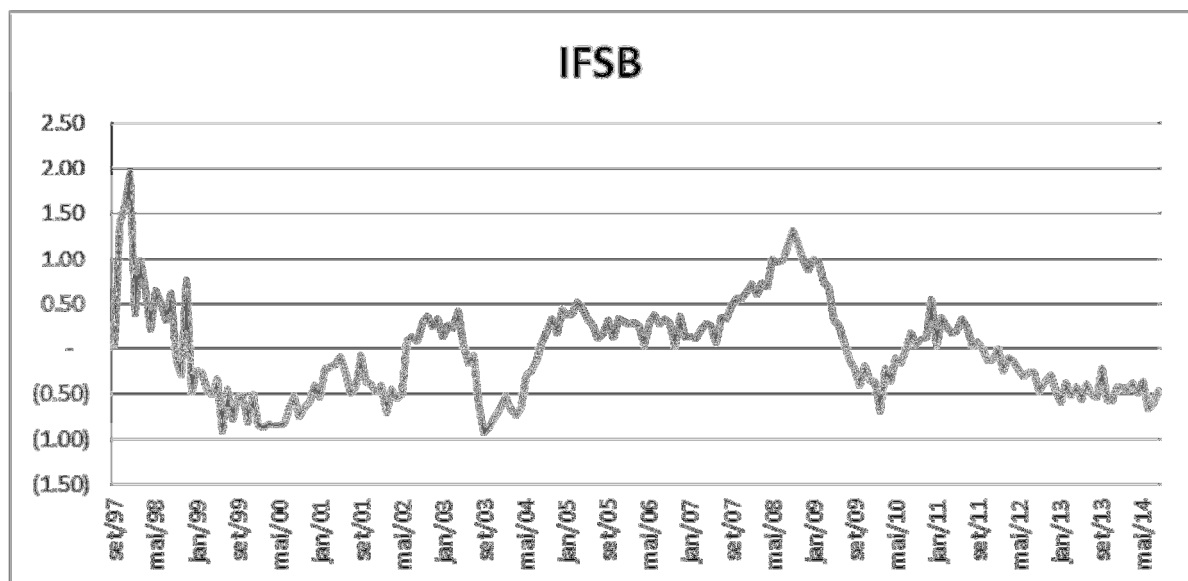
Seguindo os resultados apresentados pelo modelo do BCBS, a última exigência de CCB deveria ter ocorrido no final de 2009 a início de 2010. No período antes de julho de 1989 e de 1994 a 1996 foram os períodos que apresentaram a necessidade de se constituir o buffer de capital contracíclico, devido ao crescimento das concessões de crédito ao se comparar com o PIB Brasileiro. Para avaliarmos a consistência do modelo, deveremos partir para a definição dos períodos de crise na qual o crédito/PIB deverá sinalizar com a antecedência e consistência.

4.3. Índice de Fragilidade do Setor Bancário

Utilizando a metodologia de por Kibritçioğlu (2002), calculou-se o IFSB para o setor bancário brasileiro. O índice está apresentado na figura (6) abaixo:

Figura 6 - Índice de Fragilidade do Setor Bancário

Nota: Série do Índice de Fragilidade do Setor Bancário brasileiro é composto pela média dos valores padronizados dos Depósitos Bancários, na qual abrangem depósitos à vista, de poupança e a prazo; saldo das operações de crédito do setor privado; o saldo de reservas bancárias; e o passivo externo líquido, mensurado pela diferença entre contas do passivo e ativo em moeda estrangeira da União sendo as contas do Ativo (i) investimentos direto no exterior, (ii) investimento em carteira, (iii) derivativos, (iv) outros investimentos e (v) ativos de reservas; as contas do passivo englobam (i) investimentos estrangeiro direto, (ii) investimento em carteira por estrangeiros, (iii) derivativos e (iv) outros investimentos.

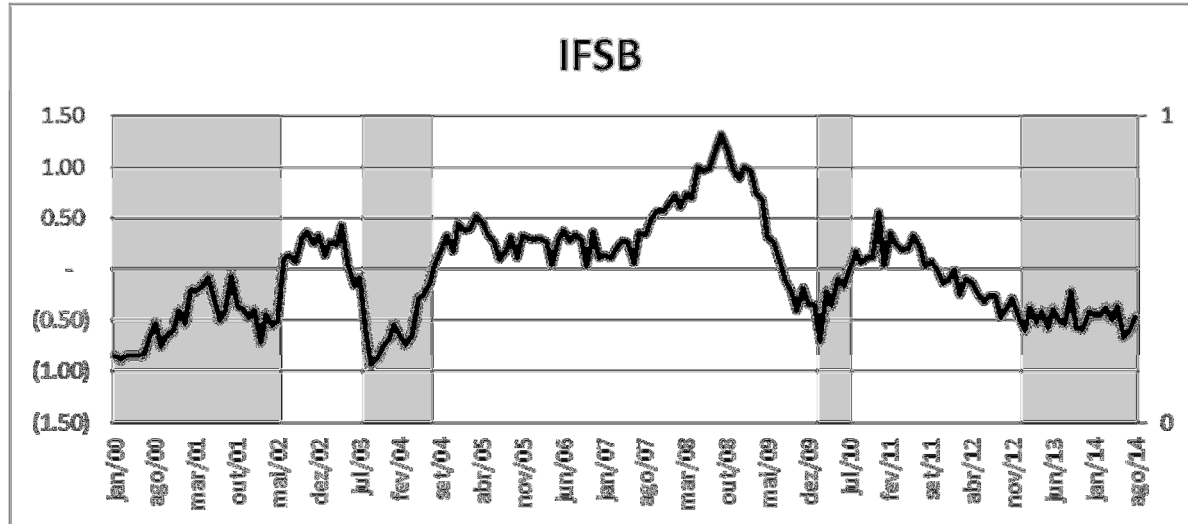


Fonte: Elaborado pelo autor com base nos dados extraídos do BACEN.

Seguindo o realizado no trabalho de Nunes, *et al.* (2013) e devido à disponibilidade da maioria das variáveis a serem utilizadas para comporem o EWM, observaremos o IFSB apenas para as informações a partir de janeiro de 2000. Segue abaixo o corte realizado na série com a identificação de períodos de fragilidade no setor bancário.

Figura 7 - IFSB brasileiro a partir de 2000

Nota: Seguindo o realizado no trabalho de Nunes, *et al.* (2013) e devido à disponibilidade da maioria das variáveis a serem utilizadas para comporem o EWM, observaremos o IFSB apenas para as informações a partir de janeiro de 2000. As áreas escuras representam períodos fragilidade do sistema bancário brasileiro.



Fonte: Elaborado pelo autor.

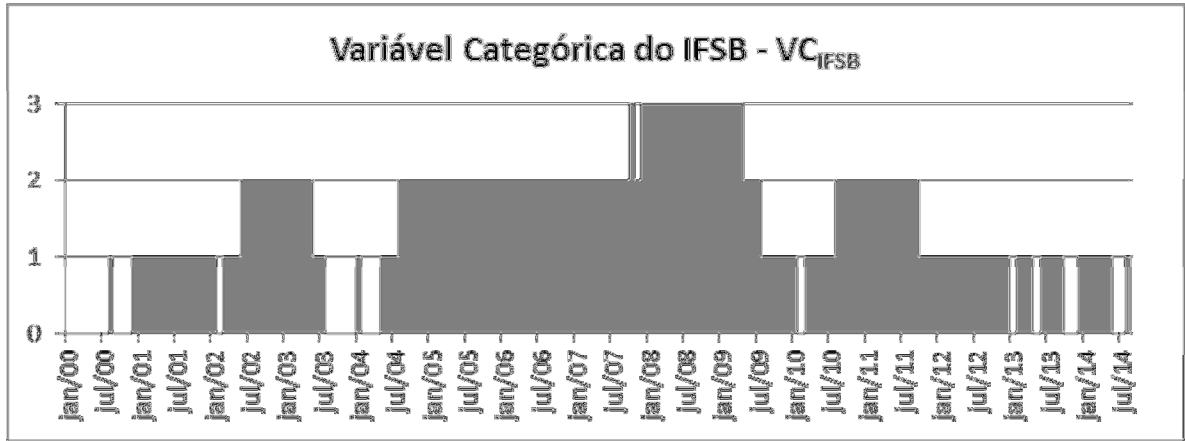
Nota-se que os principais períodos de elevada de fragilidade do setor bancário podem ser observados no período de fevereiro de 2000 a maio de 2002, agosto de 2003 a julho de 2004, fevereiro de 2010 a julho de 2010 e de janeiro de 2013 até os dias de hoje. Nos períodos mais recentes observamos um momento de fragilidade bancária de menor intensidade ao se comparar com os momentos anteriores, todavia apresenta-se persistente. Com essa série do IFSB, compomos uma variável categórica para identificar corretamente cada período em função do desvio padrão da série, seguindo a seguinte característica:

$$\left\{ \begin{array}{l} VC_{IFSB} = 0, se -\infty < IFSB \leq -\sigma \\ VC_{IFSB} = 1, se -\sigma < IFSB \leq 0 \\ VC_{IFSB} = 2, se 0 < IFSB \leq \sigma \\ VC_{IFSB} = 3, se \sigma < IFSB \leq +\infty \end{array} \right. \quad (30)$$

Segue figura (8) com a variável categórica:

Figura 8 - Variável Categórica do IFSB - VC_{IFSB}

Nota: Utilizando a série IFSB composta para o Brasil e o desvio-padrão da mesma, segregou-se os períodos em Alta Fragilidade (= 0), Média Fragilidade (= 1), Estabilidade (= 2) e Acumulação de Risco (= 3).

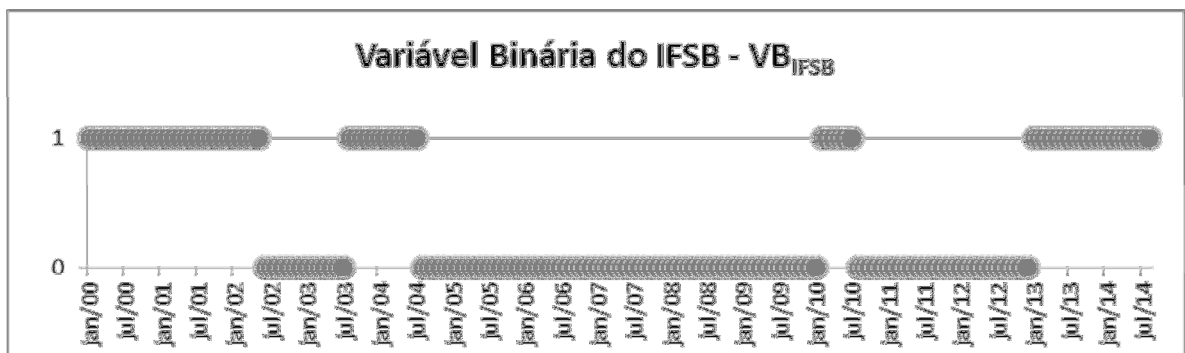


Fonte: Elaborado pelo autor.

A partir da série da variável VC_{IFSB} , derivamos uma variável binária VB_{IFSB} para identificação dos períodos de crise bancária, recebendo o valor de 1 para esses períodos e zero para os demais:

Figura 9 - Variável Binária do IFSB - VB_{IFSB}

Nota: Partindo da variável categórica VC_{IFSB} , criou-se uma variável binária apenas com os momentos interpretados como crise ao sistema bancário brasileiro. A variável binária será igual a 1 para os períodos em que a variável categórica representar Alta Fragilidade e para os períodos posteriores a esse até VC_{IFSB} for maior que 1.



Fonte: Elaborado pelo autor.

Mensurando nossa variável de crises bancárias, estimaremos o EWM pelo método *probit* utilizando a VB_{IFSB} como variável dependente.

4.4. Estimando o EWM

A partir da revisão bibliográfica realizada sobre EWI, elencamos as seguintes possíveis variáveis para a composição do EWM:

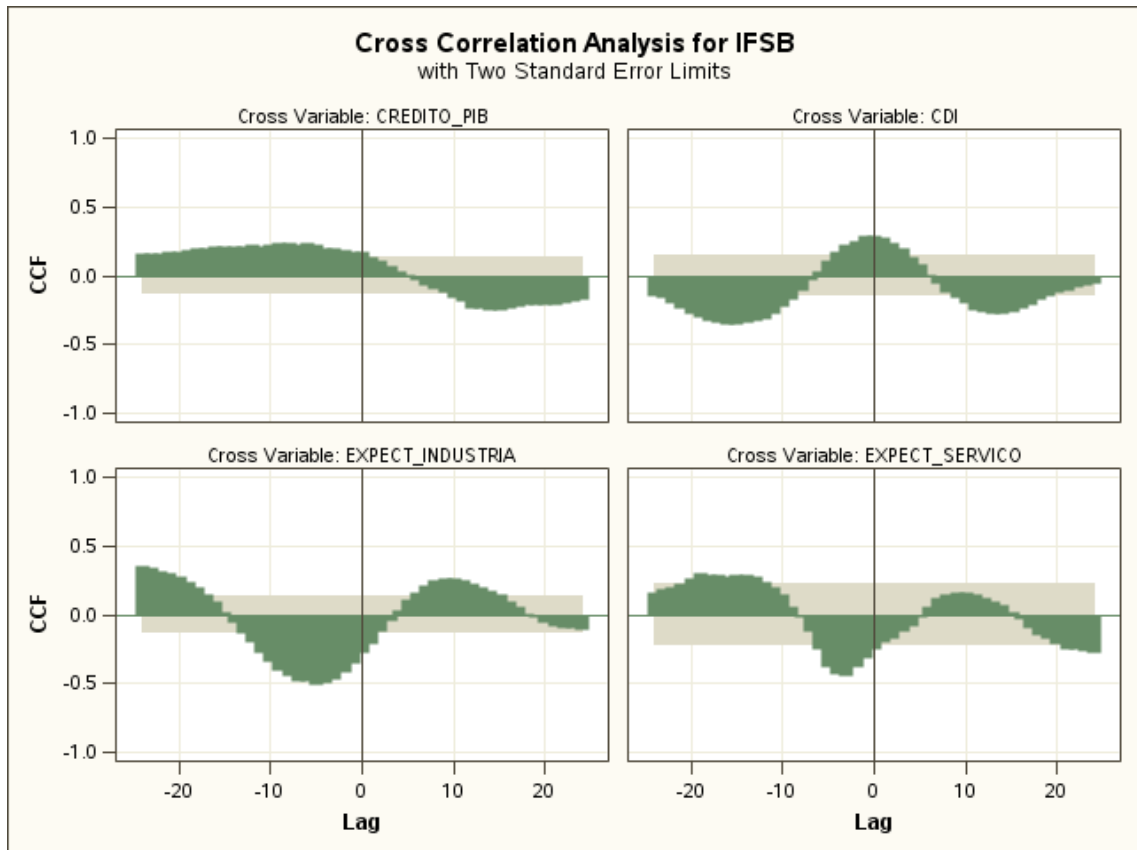
- Gap do Crédito/PIB à sua tendência de longo prazo;
- Taxa Swap (DI pré fixada);
- Expectativa da Indústria;
- Expectativa de Serviços;
- Expectativa de Consumidor;
- Ibovespa;
- Bens de Consumo Duráveis;
- Índice Quantum das Exportações;
- Indústria Geral;
- Consumo Energia Indústria;
- Expedição de Papelão Ondulado;
- Volume de Vendas Varejo Ampliado;
- População Ocupada;
- Preço de Valores Imobiliários;
- Dívida Líquida Total (DLSP);
- Taxa de Desemprego Aberto;
- IPCA - Índice de Preços ao Consumidor Ampliado;
- Balança Comercial;
- Taxa de câmbio - Dólar americano;
- Taxa de Câmbio Real;
- Reservas bancárias;
- Meios de Pagamento - M1;
- Meios de pagamento amplos - M3;
- Receitas do Tesouro Nacional;

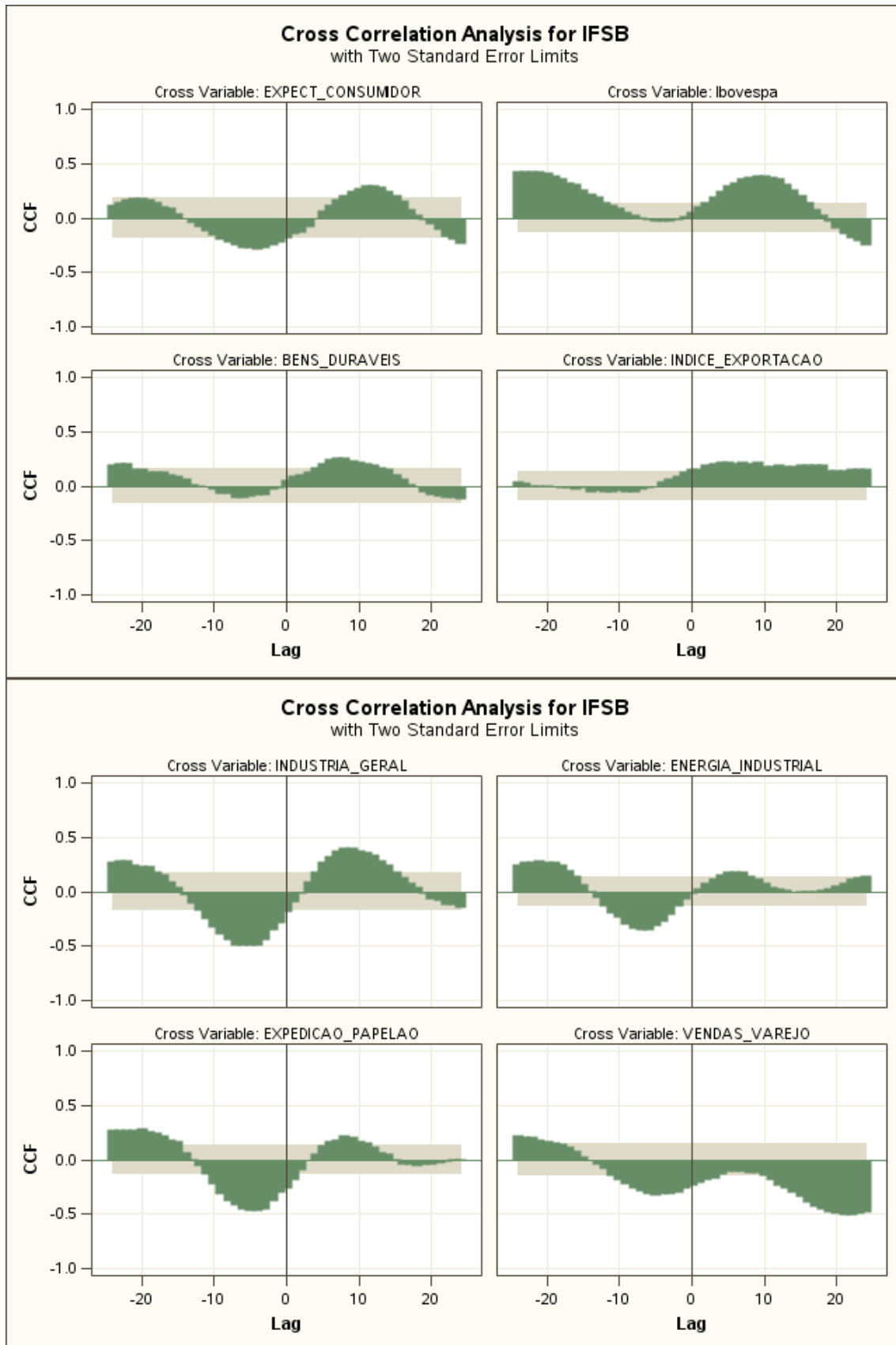
- Reservas Internacionais;
- Depósitos de Poupança;
- Depósitos à Vista;
- Depósitos a prazo;
- PIB mensal;
- Renda Média Real (População Ocupada);
- Dívida Externa; e,
- Saldos de crédito do setor público, privado e imobiliário.

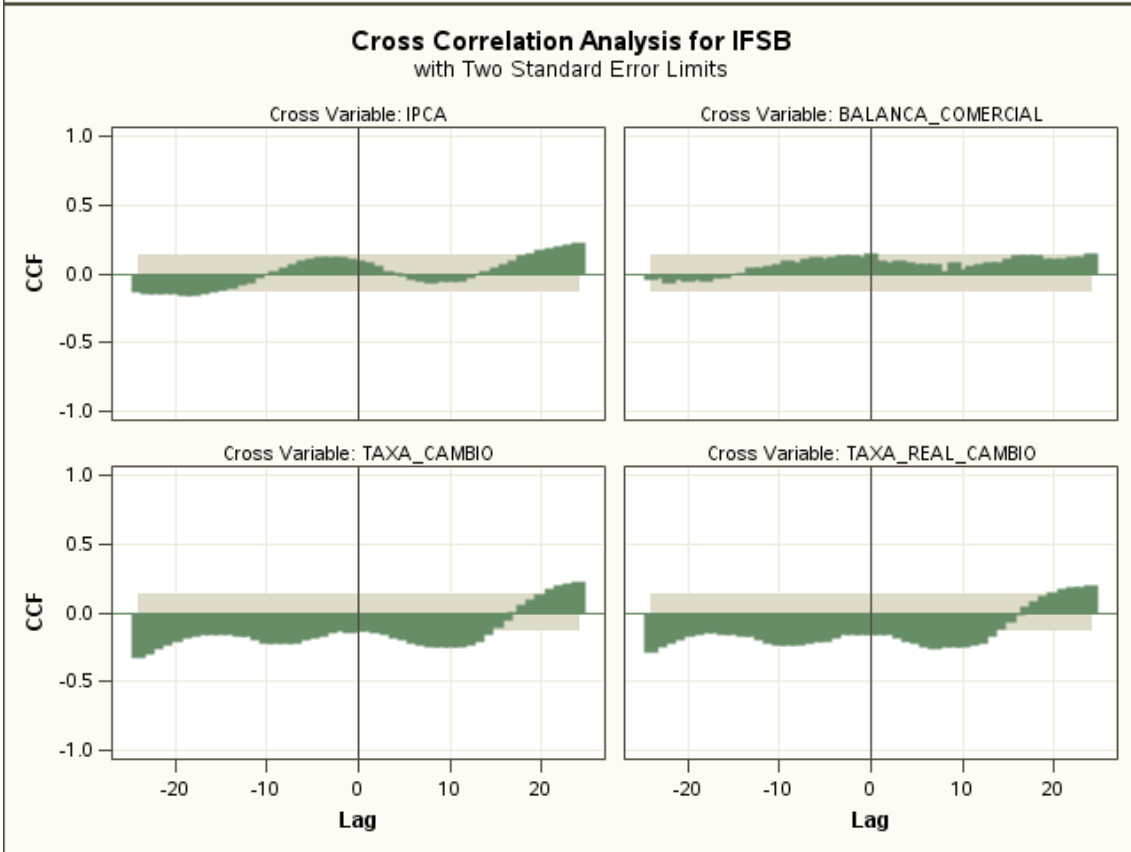
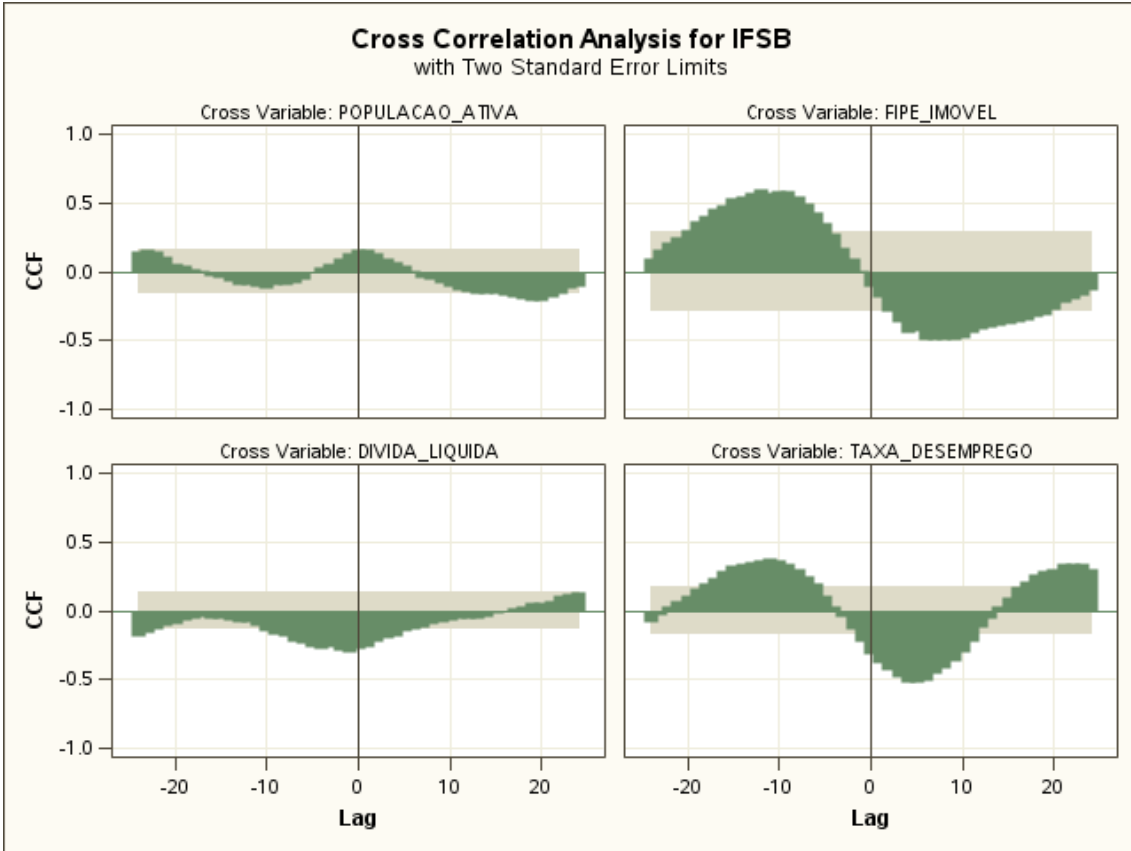
Devido nosso interesse em selecionar variáveis que possuam correlação de períodos defasados com a variável dependente e ao número de variáveis selecionadas, realizamos uma filtragem dessas variáveis através de uma análise de Correlação Cruzada. Para cada variável de resposta, realizamos a correlação cruzada com o IFSB na qual observamos a correlação entre as variáveis na ordem de doze defasagens. Foi utilizado o programa SAS para realizar as correlações cruzadas. Seguem abaixo os gráficos plotados em SAS com os resultados:

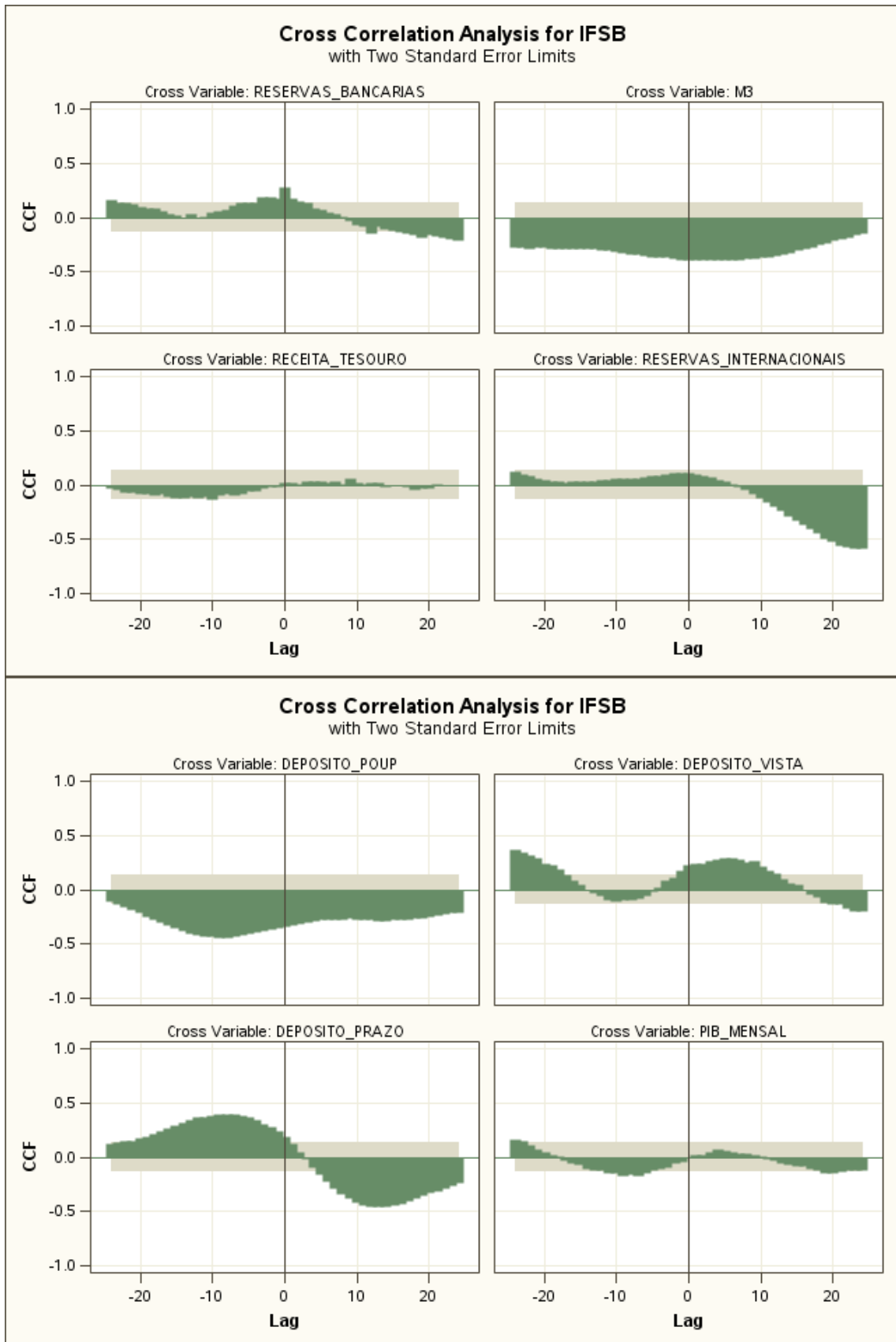
Figura 10 - Gráficos de Correlação Cruzada com IFSB

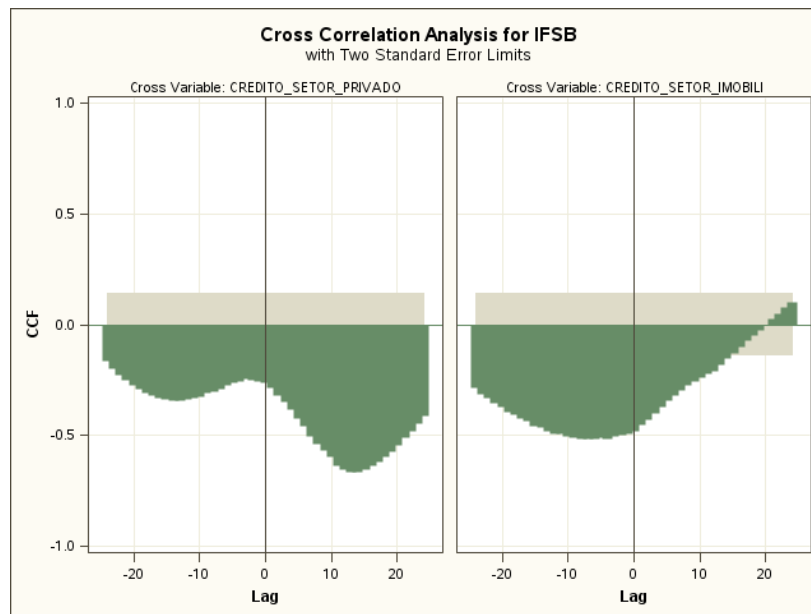
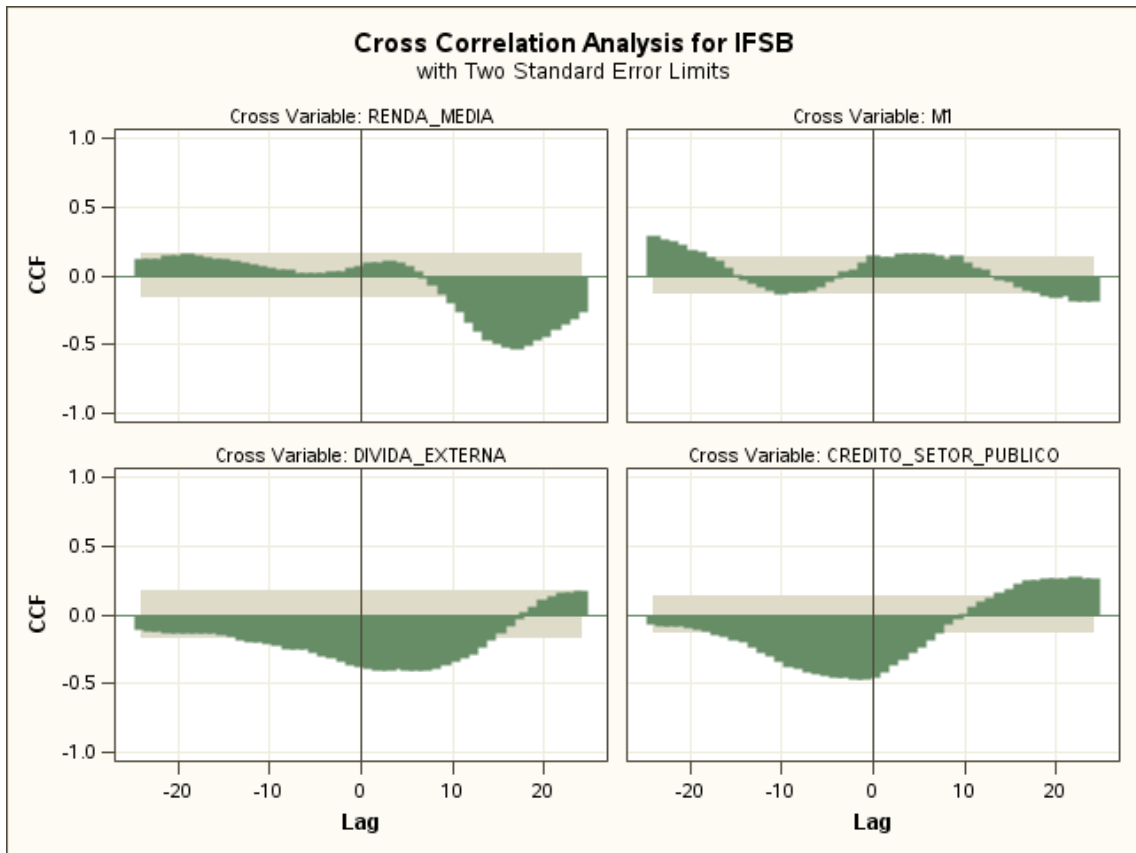
Nota: para avaliarmos a relação entre as variáveis selecionadas como possíveis EWI ao modelo a ser proposto, utilizamos análise por Correlação Cruzada de cada variável com o IFSB. Observou-se a presença de correlação significativa para um *lag* de doze defasagens. Eliminou-se da estimação do EWM as variáveis que não apresentaram correlação significativa para a defasagem necessária.











Fonte: Elaborado pelo autor com dados extraídos do BACEN, IBGE e IPEADATA.

Nessa análise, nos interessa observar a correlação entre as variáveis em relação ao lag de defasagem de doze meses, dessa maneira, observa-se o

comportamento dos gráficos a esquerda do eixo central. A partir dessa avaliação, podemos eliminar como possível EWI ao modelo as seguintes variáveis por não apresentarem correlações significantes no período com a variável IFSB:

- Expectativa de Consumidor;
- Bens de Consumo Duráveis;
- Índice Quantum das Exportações;
- Indústria Geral;
- Consumo Energia Indústria;
- Expedição de Papelão Ondulado;
- Volume de Vendas Varejo Ampliado;
- População Ocupada;
- Dívida Líquida Total (DLSP);
- Balança Comercial;
- Reservas bancárias;
- Meios de Pagamento - M1;
- Receitas do Tesouro Nacional;
- Reservas Internacionais;
- Depósitos à Vista;
- PIB mensal;
- Renda Média Real (População Ocupada); e,
- Dívida Externa.

Visto que a variável Taxa de câmbio - Dólar Americano e a Taxa de Câmbio Real apresentaram correlação significativa com IFSB e apresentam correlação forte entre si, escolheu-se pela permanência da variável Taxa de Câmbio Real para a modelagem. Considerando os critérios de Babecký et al. (2011), retirou-se da modelagem as variáveis IPCA e Taxa Swap (DI pré fixada), por estarem fortemente correlacionadas com as ferramentas políticas tais como as metas de inflação e a taxa Selic. Com essas exclusões, teoricamente reduziu-se situações de superestimação do modelo.

As variáveis que restaram foram defasadas em doze meses, podendo se estimar o *probit* e se chegar a um modelo que preveja doze meses antes a ocorrência da crise. Com essas variáveis defasadas, foram aplicadas regressões *probit* individuais para a probabilidade de $VB_{IFSB} = 1$. Avaliou-se o poder preditivo de cada uma e aquelas que não apresentaram significância na previsibilidade, foram eliminadas do modelo. Segue a lista das variáveis eliminadas nessa avaliação:

- Expectativa da Indústria;
- Ibovespa;
- Taxa de Desemprego Aberto;
- Preço de Valores Imobiliários;
- Crédito do setor público.

Com as variáveis restantes, estimou-se o modelo *probit* obedecendo aos critérios de ajuste Akaike, Schwarz e do desvio da segunda defasagem do Log-Verossimilhança. Para validação dos parâmetros, além da avaliação de significância pelo p-valor da cada, utilizaram-se, para rejeição da hipótese nula (vetor $\beta_i = 0$), os testes Razão de Verossimilhança, Score e Wald. Segue abaixo o EWM estimado por *probit* e os resultados para os testes:

Tabela 1 - EWM estimado por *probit*

Nota: Tabela resultante da estimação por *probit* para resposta aos eventos de crise no sistema bancário brasileiro. Aceitou-se o p-valor dos parâmetros a um nível de confiança de 95%.

Analysis of Maximum Likelihood Estimates					
Parameter	DF	Estimate	Standard Error	Wald Chi-Square	Pr > ChiSq
CREDITO_PIB	1	0.8117	0.156	27.0827	<.0001
TAXA_REAL_CAMBIO	1	0.3063	0.1175	6.7955	0.0091
CREDITO_SETOR_IMOBIL	1	2.1526	0.3102	48.156	<.0001
DEPOSITO_PRAZO	1	2.7495	0.5195	28.0151	<.0001

Fonte: Elabora pelo autor em SAS.

Tabela 2 – Critérios de Ajuste do EWM proposto

Nota: Utilizou-se os critérios de ajuste Akaike, Schwarz e do desvio da segunda defasagem do Log-Verossimilhança para composição do modelo. Apenas se eliminou as variáveis que não se apresentaram significância e sua exclusão melhorava os valores dos critérios de ajustes. O modelo final foi encontrado quando qualquer variação ou incremento de variável apenas elevava os valores dos critérios de ajuste.

Model Fit Statistics		
Criterion	Without Covariates	With Covariates
AIC	243.988	90.54
SC	243.988	103.222
-2 Log L	243.988	82.54

Fonte: Elabora pelo autor em SAS.

Tabela 3 - Testes de Hipótese Nula do EWM

Nota: Para o teste de hipótese nula do vetor de parâmetros do modelo proposto ser igual a 0, utilizaram-se os testes Razão de Verossimilhança, Score e Wald. Aceitou-se um nível de confiança de 95% para os testes.

Testing Global Null Hypothesis: BETA=0			
Test	Chi-Square	DF	Pr > ChiSq
Likelihood Ratio	161.4476	4	<.0001
Score	105.7736	4	<.0001
Wald	53.7034	4	<.0001

Fonte: Elabora pelo autor em SAS.

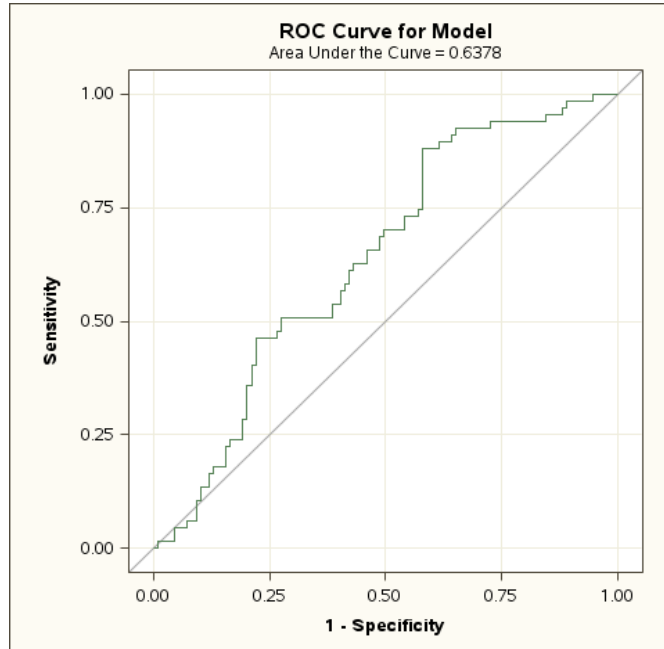
Em termos gerais, os resultados indicam que podemos achar correlações significativas entre os períodos de crise no setor bancário com o comportamento de variáveis econômicas com doze meses de defasagem. O valor positivo dos parâmetros estimados para as variáveis do modelo afere que as crises bancárias estão, principalmente, relacionadas com a ocorrência de um crescimento econômico além da tendência junto com uma elevação da taxa real de câmbio, ou seja, uma

situação de crescimento econômico excessivo, aparentemente, insustentável no longo prazo para o setor bancário.

Com a intenção de comparar o EWM estimado com a metodologia proposta pelo BCBS, utilizaremos o valor da AUROC para essa inferência. Abaixo seguem as curvas ROC e os valores AUROC para cada um dos modelos:

Figura 11- Curva ROC e AUROC do modelo do BCBS

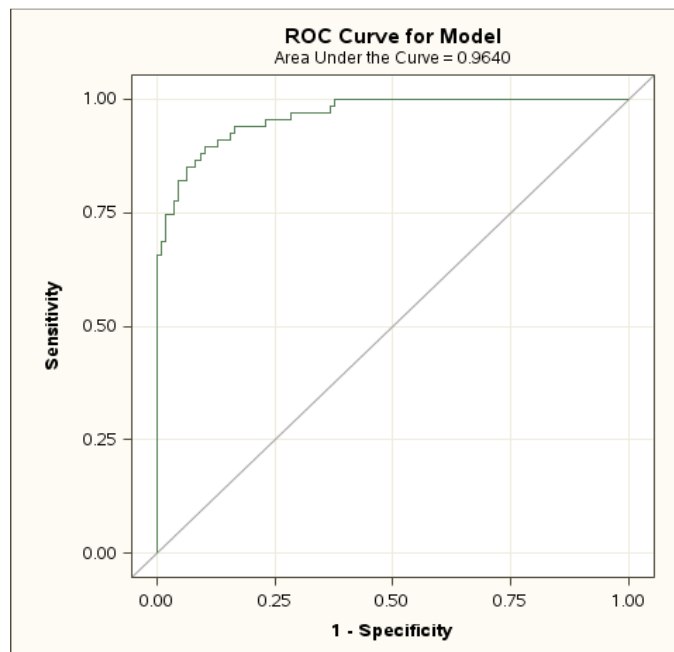
Nota: Curva ROC e valor AUROC do modelo proposto pelo BCBS de aplicação do CCB para previsão dos períodos de crise no sistema bancário brasileiro.



Fonte: Elaborado pelo autor.

Figura 12 - Curva ROC e AUROC do EWM proposto

Nota: Curva ROC e valor AUROC do modelo proposto pelo presente trabalho para previsão dos períodos de crise no sistema bancário brasileiro.



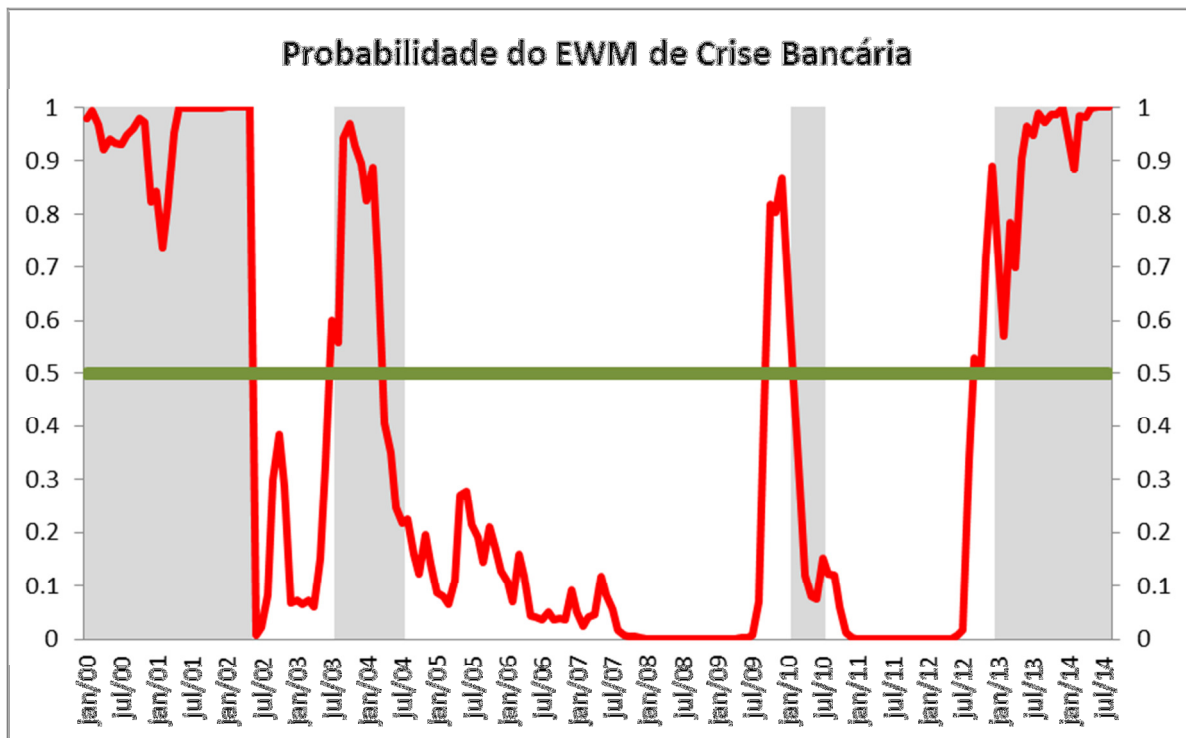
Fonte: Elaborado pelo autor.

O valor AUROC (0.6378) para o modelo apresentado pelo BCBS indica relevância do gap crédito/PIB frente sua tendência de longo prazo para previsão das crises bancárias, tanto que no modelo proposto, a variável permaneceu significativa. Ao comparar as AUROC de 0.964 para o EWM proposto e de 0.6378 do modelo do BCBS, percebe-se que o modelo multivariado possui um maior grau de previsibilidade, sendo mais aconselhado.

Faz-se importante analisar o poder de predição no tempo do modelo EWM proposto. Na figura abaixo, é apresentada a probabilidade de o modelo indicar o valor de 1 para a variável dependente, enquanto a ocorrência de crise é indicada pela área escura:

Figura 13 - Probabilidade do EWM e Crises Bancárias

Nota: A probabilidade de crise no tempo apresentada pelo EWM proposto está representado pela curva em vermelho. Essa curva está disposta para um ano a frente da real sinalização do modelo. Toda vez que a probabilidade apresentada pelo EWM for superior a 50%, há a indicação de crise no setor bancário brasileiro. Para evidenciar essa ocorrência, plotou-se junto a curva de probabilidade, as situações de crise apresentadas na variável binária derivada do IFSB. Na figura, observamos a consistência das indicações do EWM com os eventos de crise bancárias.



Fonte: Elaborado pelo autor.

A ocorrência de crise para o modelo é dada quando a probabilidade for superior a 50%. Pela curva, observamos que o modelo está relativamente bem aderente às ocorrências de crises bancárias ao longo do tempo. Seu poder preditivo apresenta-se satisfatório, com exceção de 2010, quando previu antecipadamente a ocorrência de crise. Isso pode ter ocorrido devido a uma intervenção do BACEN na economia frente ao cenário pessimista pós-crise financeira de 2008, deslocando temporalmente uma situação de crise no setor bancário brasileiro decorrente da crise internacional.

Em suma, o modelo proposto se apresentou como um bom EWM, podendo ser utilizado para predição em doze meses antes das situações de crises bancárias. O modelo pode ser utilizado tanto para avaliação quanto a se constituir CCB, utilizando a probabilidade do EWM de ocorrência de crises. Para períodos em que a probabilidade for maior que 50%, o CCB será máximo (2,5%). Para a questão de liberação do *buffer*, pode-se utilizar o próprio IFSB, o qual demonstra a situação do setor bancário de forma coincidente.

5. CONCLUSÃO

O buffer de Capital Contracíclico representará a principal ferramenta macroprudencial para o sistema financeiro internacional. Apesar do Comitê de Basileia apresentar uma metodologia para a determinação desse capital, utilizando a razão entre o crédito e o PIB em função de sua tendência de longo prazo, deixa em aberto para as autoridades prudenciais de cada país determinar a metodologia de aplicação do CCB. No Brasil, o Banco Central, como autoridade macroprudencial, está encarregado de determinar a metodologia de aplicação do CCB até janeiro de 2015, quando deverá anunciar o buffer a ser aplicado a partir de janeiro de 2016, seguindo a agenda brasileira de adequação a Basileia III. O período de um ano de antecedência ao aviso de aplicação do CCB é proposto pelo BSBC para permitir que os bancos constituam esse montante de *buffer* de uma maneira gradual.

Nesse trabalho, aplica-se ao mercado brasileiro a metodologia apresentada pelo comitê de Basileia para determinação do CCB. Visto a relação entre esse *buffer* e as crises bancárias, apresenta-se uma determinação dessas situações através de um índice de fragilidade do setor bancário brasileiro (IFSB). De forma complementar, propõe-se um *Early Warning Model* de previsibilidade em doze meses de situações de crise indicadas pelo IFSB. Para esse modelo foi utilizado uma estimação por *probit* e um conjunto de variáveis econômicas e financeiras selecionadas a partir de uma revisão bibliográfica sobre o assunto.

A este respeito, o modelo do BCBS apresentou um poder de previsibilidade de apenas 64% para os períodos de crises apresentados pelo IFSB. O EWM proposto pelo trabalho apresentou um poder de previsibilidade de 96%, demonstrando que a relação entre o gap do crédito/PIB, a taxa de câmbio real, o crédito no setor imobiliário e o saldo de depósitos a prazo, contribui para a previsibilidade das situações de crises bancárias do mercado brasileiro. Essa relação poderá servir de base para escolha da metodologia utilizada pelo Banco Central para determinação do CCB.

Em termos gerais, o BACEN poderá se municiar com um EWM para constituição do CCB e um modelo coincidente para liberação (pelo trabalho, sugere-se o IFSB). Todavia, poderá haver situações de conflito entre as informações apresentadas pelas duas ferramentas. Nestes momentos, aceitar-se-ia a subjetividade na determinação do CCB. Vale ressaltar que, por se tratar de uma ferramenta macroprudencial, o BACEN interferirá nas expectativas de mercado e poderá prejudicar o poder preditivo do EWM de acordo com o grau de subjetividade na determinação do CCB.

REFERÊNCIA BIBLIOGRÁFICA

ABIAD, A. (2003). Early-Warning Systems: A Survey and a Regime-Switching Approach. **IMF Working Paper**, No. 03/32.

ALVES, T. G., VIEIRA, F. V. (2011), Crises Financeiras: Uma Investigação Teórica e Empírica para Argentina, Brasil e México (1970 – 2008), **IV Encontro Internacional da Associação Keynesiana Brasileira**. Rio de Janeiro/RJ.

ALESSI, L., DETKEN, C. (2009), ‘Real Time’ Early Warning Indicators for Costly Asset Price Boom/Bust Cycles: A Role for Global Liquidity. **ECB Working Paper**, No. 1039.

ALESSI, L. e DETKEN, C. (2011), “Quase real time early warning indicator for costly asset price boom/bust cycles: A Role for global liquidity”, **European Journal of Political Economy**, 27(3), 520-533.

BABECKÝ, J., HAVRÁNEK, T., MATEJU, J., RUSNÁK, M., SMIDKOVÁ, K., VASICEK B. (2011), Early Warning Indicators of Economic Crises: Evidence from a Panel of 40 Developed Countries, 30^o September.

BANK OF ENGLAND (2014), The Financial Policy Committee’s powers to supplement capital requirements, **A Policy Statement**, January.

BASEL COMMITTEE ON BANKING SUPERVISION (2012), Basel III: A global regulatory for more resilient banks and banking systems, **BIS**, December.

BASEL COMMITTEE ON BANKING SUPERVISION (2010), Guidance for national authorities operating the countercyclical capital buffer, **BIS**, December.

BCB. Sistema Gerenciador de Séries Temporais. Módulo público. Disponível em <<https://www3.bcb.gov.br>>. Acesso em outubro, 2014.

BEHN, M., DETKEN, C., PELTONEN, T., SCHUDEL, W. (2013), Sting countercyclical capital buffer based on early warning models: would it work: **ECB Working Paper 1604**

BILSON, J. F. (1979). Leading Indicators of Currency Devaluations. **Columbia Journal of World Business**, 14, 62-76.

BOMFIM, Diana e MONTEIRO, Bueno. (2013) A Implementação do buffer de capital contracíclico: Regras versus discricionariedade. **Banco de Portugal, Relatório de estabilidade financeira.**

BORIO, C. (2003), Towards a macroprudencial framework for financial supervision and regulatory?, **BIS Working Papers** N° 128.

BRACEWELL, R. (2965), Pentagonam Notation for Cross Correlation. The Fourier Transform and Its Applications. **New York: McGraw-Hill**, pp. 46 and 243.

BUSSIERE, M., FRATZSCHER, M. (2006). Towards a New Early Warning System of Financial Crises. **Journal of International Money and Finance**, 25(6), 953–973.

CAPELLETO, L. R., MARINS, E., CORRAR, L.J. (2008), Mensuração do Risco Sistêmico no Setor Bancário com Bavariáveis Contábeis e Econômicas, **Banco Central do Brasil, Depep, Trabalhos para Discussão**,169.

CAPRIO, G. e KLINGIBIEL, D. (2003), Episode of Systemic and Borderline Financial Crises, **World Bank**, January,

CHEN, D.X., CHRISTENSEN, I. (2010), The Countercyclical Bank Capital Buffer: Insights for Canada, **Financial System Revies**, December 2010.

COLLETT, D. (1991). Modelling Binary Data. **Chapman and Hall** , London.

DELONG, ELIZABETH R., DELONG, DAVID M., CLARKE-PEARSON , DANIEL L. (1988), Comparing the Areas under Two or More Correlated Receiver Operating Characteristic Curves: A Nonparametric Approach, *Biometrics*, Vol. 44, No. 3, pp. 837-845.

DREHMANN, M., BORIO, C., GAMBACORTA, L., JIMENEZ, G., TRUCHARTE, C. (2010), Countercyclical Capital Buffers: Exploring options, **BIS Working Paper** N° 317.

DREHMANN, M., JUSELIUS, M. (2013), Evaluating early warning indicators of banking crises: Satisfying policy requirements, **BIS Working Paper** N° 421.

FEIJÓ, Carmem Aparecida; RAMOS, Roberto Luis Olinto (orgs.) (2008 [2001]). **Contabilidade social: a nova referência das contas nacionais do Brasil**. 3ª ed., revista e atualizada. Rio de Janeiro: Campus.

FINANSINSPEKTIONEN (2014), MEMORANDUM, **Financial Stability Report**, The Swedish Financial News site.

FINNEY, D.J. (1947), Probit Analysis. (1st edition) **Cambridge University Press**, Cambridge, UK.

FRANKEL, J. A., SARAVELOS, G. (2010), Are Leading Indicators of Financial Crisis Useful for Assessing Country Vulnerability? Evidence from the 2008-09 Global Crisis. **NBER Working Paper**, N°. 16047.

FRANKEL, J. A., ROSE, A. K. (1996). Currency crashes in emerging markets: An Empirical Treatment. **Journal of International Economics**, 41(3-4), 351-366.

FUNDAÇÃO GETÚLIO VARGAS (2013). Indicador Antecedente Composto da Economia Brasileira (IACE), da FGV/IBRE e do The Conference Board, e Índices econômicos compostos relacionados. Rio de Janeiro: **FGV/IBRE**, Junho.

GALATI, G., MOESSNER, R. (2010). Macroprudential Policy— A Literature Review. **DNB Working Papers** 267, Netherlands Central Bank.

GREENE, William H. (1997), *Econometric Analysis*, 3rd ed., **Prentice-Hall**, Upper Saddle River, New Jersey.

HANLEY, James A., MCNEIL, Barbara J. (1982), The Meaning and Use of the Area under a Receiver Operating Characteristic (ROC) Curve, **Radiology** Vol. 143, Pag. 29 – 36.

IBGE. Indicadores conjunturais. Disponível em <<http://www.ibge.gov.br/home/estatistica/pesquisas/indicadores.php>>. Acesso em outubro, 2014.

INSTITUTO DE PESQUISA ECONÔMICA APLICADA – **Ipeadata**. Dados macroeconômicos e regionais. Disponível em: <<http://www.ipeadata.gov.br>>. Acesso em out. 2014.

KAMINSKY, G. L., REINHART, C.M. (1996), The Twin Crises: The Causes of Banking and Balance-of-Payments Problems. **American Economic Review** 89 (3), p. 437-500.

KIBRITCIOGLU, A. (2002), Excessive Risk-Talking, Banking Sector Fragility and Banking Crises. **Working Paper** 02-0114, University of Illinois at Urban-Champaign.

KRUGMAN, P. (1979), A Model of Balance of Payment Crises, *Journal of Money, Credit and Banking*, v.11, p. 311-325.

MENDONÇA, Ana Rosa Ribeiro de (2002), Os Acordos da Basiléia: Uma Avaliação do Novo Formato da Regulação Bancária. 163 f. **Tese (Doutorado em Economia) – Instituto de Economia**, Universidade Estadual de Campinas, Campinas.

NILSSON, R., GYOMAI, G., (2001), Cycle Extraction, A comparison of the Phase-Average Trend method, the Hodrick-Prescott and Christiano-Fitzgerald filters, **OECD**

NUNES, M. S., FICHE, M. E., ALMEIDA, J. K. da S. (2013), Variáveis Macroeconômicas como indicadores antecedentes de crises bancárias no Brasil, **Ministério da Fazenda.**

PAPOULIS, A. (1962), The Fourier Integral and Its Applications. **New York: McGraw-Hill**, pp. 244-245 and 252-253.

PERIA, M. S. M. (2002). A Regime-Switching Approach to the Study of Speculative Attacks: A Focus on EMS Crises, in James D. Hamilton and Baldev Raj, editors, **Advances in Markov-Switching Models**, Heidelberg: Physica-Verlag.

RAVN, M., UHLING, H. (2002), Notes on adjusting the Hodrick-Prescott filter for frequency of observations, **Review of Economics and Statistics**, 84(2), 371-380.

REPULLO, R., SAURINA, J. (2011) The Countercyclical Capital Buffer of Basel III: A Critical Assessment. **CEMFI Working Paper 1102.**

RESERVER BANK OF INDIA (2014), RBI releases Final Report of the Internal Working Group on Implementation of Countercyclical Capital Buffer Framework in India, July.

SINGH, T. R. (2010), An Order Probit Model of an Early Warning System for Predicting Financial Crises in India. **IFC Bulletin**, n.34.

STOCK, J. H. e WATSON, M. W.. **Econometria** – São Paulo: Pearson Education do Brasil, 2004.

TRICHET, J.C. (2010). Macro-Prudential Regulation as an Approach to contain Systemic Risk: Economic Foundations, Diagnostic tools and Policy Instruments. **The 13th conference of the ECB-CFS Research Network**, September.