

THIAGO FELIPE DE PAIVA SANTOS

AVALIANDO O RISCO DOS BANCOS BRASILEIROS A PARTIR  
DE CONCEITOS DE PROCESSOS DE RUÍNA E SIMULAÇÕES

Dissertação apresentada à Escola  
Politécnica da Universidade de São Paulo  
para conclusão do curso MBA em  
Engenharia Financeira

Área de Concentração: Risco

Orientador: Alexandre Oliveira

São Paulo  
2014

MBA/EF  
2014  
S59a

Esc Politécnica-Bib Eng Eletr



M2014K

FICHA CATOLOGRÁFICA

M2014K >

Santos, Thiago Felipe de Paiva.

Avaliando o risco dos bancos brasileiros a partir de conceitos de processos de ruína e simulações / Thiago Felipe de Paiva Santos. - 2014. 45 f.

Orientador: Alexandre Oliveira.

Tese (MBA) – Escola Politécnica da Universidade de São Paulo – PECE - POLI

1. Finanças. 2. Risco. 3. Modelagem Econométrica. 4. Probabilidade de Descumprimento. 5. Simulações I. Oliveira, Alexandre. II. Tese (MBA) – Escola Politécnica da Universidade de São Paulo – PECE - POLI

Simulação

[2511856]

## RESUMO

Este trabalho propõe uma alternativa para avaliar o risco dos bancos brasileiros a partir das informações enviadas mensalmente ao Banco Central do Brasil, através do documento Cosif – 4010. Definiu-se um critério de descumprimento e baseando-se em conceitos de processos de ruína e simulações, construiu-se uma curva da probabilidade de descumprimento ao longo dos meses pertencentes a um dado ciclo econômico, para instituições com tamanhos e composições de carteira distintas.

**Palavras chave:** Risco. Probabilidade de descumprimento. Ciclo econômico. Processos de ruína. Modelo de Cramér-Lundberg. Simulações estatísticas.

## ABSTRACT

This study proposes an alternative to evaluate the risk of the Brazilian banks from information sent monthly to Banco Central do Brasil, through report Cosif – 4010. It was defined a default rule and based on a ruin process concepts and simulations it was built a default probability curve during all months from an economic cycle to banks with distinct sizes and portfolios.

**Key words:** Risk. Default probability. Economic cycle. Ruin process. Crámer-Lundberg model. Statistic simulation.

## SUMÁRIO

|                                                                     |           |
|---------------------------------------------------------------------|-----------|
| <b>1 – INTRODUÇÃO.....</b>                                          | <b>7</b>  |
| <b>2 – DESENVOLVIMENTO .....</b>                                    | <b>9</b>  |
| 2.1 Revisão da literatura.....                                      | 9         |
| 2.2 Materiais e Métodos .....                                       | 12        |
| 2.2.1 Metodologia .....                                             | 12        |
| 2.2.2 Definição do período de estudo.....                           | 16        |
| 2.2.3 Dados utilizados.....                                         | 17        |
| <b>3 – RESULTADOS .....</b>                                         | <b>28</b> |
| 3.1 Banco do Brasil .....                                           | 28        |
| 3.2 BMG .....                                                       | 29        |
| 3.3 Bradesco.....                                                   | 30        |
| 3.4 Caixa .....                                                     | 30        |
| 3.5 Citibank .....                                                  | 31        |
| 3.6 HSBC .....                                                      | 32        |
| 3.7 Itaú .....                                                      | 32        |
| 3.8 Morada.....                                                     | 33        |
| 3.9 Panamericano .....                                              | 34        |
| 3.10 Safra.....                                                     | 34        |
| 3.11 Santander .....                                                | 35        |
| 3.12 Schahin.....                                                   | 36        |
| <b>4 – CONCLUSÕES.....</b>                                          | <b>37</b> |
| <b>5 – TRABALHOS FUTUROS .....</b>                                  | <b>38</b> |
| <b>6 – REFERÊNCIAS .....</b>                                        | <b>39</b> |
| <b>APÊNDICE A – PROBABILIDADE DE DESCUMPRIMENTO DOS BANCOS.....</b> | <b>40</b> |
| <b>APÊNDICE B – EXEMPLOS DE PROGRAMAÇÃO NO SOFTWARE RGui.....</b>   | <b>42</b> |

## 1 – INTRODUÇÃO

No universo financeiro é de fundamental importância determinar o risco associado às operações que o compõe. Sempre que um compromisso é firmado entre duas ou mais partes, existe a possibilidade de um ou mais envolvidos não honrar suas obrigações.

Tratando-se de pessoas físicas, pode-se exemplificar esta situação com a possibilidade existente no não pagamento de um empréstimo ou financiamento, onde atrasar o pagamento por um determinado período, 90 dias, por exemplo, determinaria a entrada em descumprimento. De forma análoga esse exemplo pode ser estendido para uma empresa. Tanto para pessoas físicas como jurídicas, existe uma gama de informações que permite encontrar casos de pagamentos e não pagamentos e buscar características que possibilitem relacionar estes comportamentos. De forma geral, este é o ponto de partida para metodologias de avaliação de risco bem difundidas como os modelos de escore, análises de cluster, abordagens bayesianas, matrizes de transição etc.

No caso de um banco, o que seria considerado “entrar em descumprimento”? Como mensurar a probabilidade de ocorrência deste evento? Como avaliar o risco para estas instituições? Nestes casos, é possível listar algumas dificuldades que não permitem uma analogia direta com os exemplos de pessoas físicas e jurídicas:

- a definição de um critério de descumprimento;
- o baixo número de instituições financeiras com portes e portfólios semelhantes, que tenham características comparáveis;
- o alto volume de operações de uma instituição com seus credores e devedores, o que torna não trivial a avaliação da saúde financeira.

O objetivo deste trabalho é propor uma metodologia de avaliação de risco dos bancos brasileiros, em uma visão prospectiva, que seja aplicável independentemente do tamanho da instituição ou da composição de seu portfólio, e que não seja sensível aos pontos citados no parágrafo anterior.

Como será detalhado adiante, existem poucas referências na literatura que propõem abordagens como esta. Muitas vezes as metodologias propostas limitam-se a alguns grupos de instituições com tamanhos semelhantes e nem sempre possuem caráter prospectivo.

O conceito de processo de ruína, amplamente utilizado no contexto atuarial, onde é calculada a probabilidade da reserva inicial de capital de uma seguradora não ser suficiente para cobrir os sinistros ocorridos em um determinado intervalo de tempo, foi o ponto de partida para este trabalho. Conceitualmente, será proposta uma abordagem análoga a esta técnica para avaliar o risco dos bancos e simulações estatísticas serão utilizadas para realizar os cálculos das probabilidades.

Este trabalho foi estruturado da seguinte forma: a seção 2 apresenta as linhas de pesquisa já estudadas sobre o tema, além das introduções do modelo teórico e dos dados utilizados; a seção 3 expõe os resultados obtidos; conclusões e sugestões de novos caminhos a serem estudados compõem as seções 4 e 5; a seção 6 mostra a relação das referências bibliográficas que foram consultadas, enquanto que anexos importantes para um entendimento mais detalhado do trabalho são apresentados no último tópico.

## 2 – DESENVOLVIMENTO

### 2.1 Revisão da literatura

As metodologias de atribuição de probabilidades de descumprimento para pessoas físicas e jurídicas são bem difundidas. É comum encontrar publicações sobre técnicas e resultados baseados em modelos de escore, abordagens bayesianas, matrizes de transição, análises discriminantes, entre outras. Porém, pelas dificuldades já citadas neste texto, a avaliação de risco de instituições financeiras não é trivial.

Alguns dos primeiros registros sobre a aplicação de modelos estatísticos para prever o descumprimento de bancos são atribuídos a Sinkey (1975) e Martin (1977). Nesta época a principal técnica estudada era a análise discriminante com suposição de variáveis regressoras normalmente distribuídas. Como esta premissa na maioria dos casos não era verificada, os estudos posteriores foram focados em modelos de regressão logística, que possuem premissas estatísticas mais simples e vantagens na extração da probabilidade de descumprimento de forma direta, bastando que a simples fórmula resultante do modelo fosse aplicada.

Rocha (1999) baseou-se no modelo de risco proporcional de Cox para sugerir uma metodologia de *early warning*, buscando antecipar casos de falência bancária de instituições brasileiras a partir de indicadores financeiros. Os resultados obtidos foram satisfatórios e refletiram um critério de descumprimento extremo, já que o mesmo foi baseado na falência de instituições.

Alguns autores, como Hui, Lo e Huang (2003) trabalharam com modelos estruturais para atribuição da probabilidade de descumprimento, ou seja, uma combinação de dados estatísticos e suposições causais qualitativas. Halling e Hayden (2005) citam que as aplicações desta técnica não produzem resultados satisfatórios no longo prazo.



Halling e Hayden (2005) propuseram para os bancos austríacos, a partir de informações divulgadas pelas instituições em seus balanços, *reports* regulatórios e informações gerenciais, uma métrica de avaliação de risco de bancos em dois estágios: um modelo logito que determina se um banco está ou não em descumprimento, segundo critério definido pelos autores, e um modelo de análise de sobrevivência que determina para os bancos em descumprimento em que momento no tempo este evento seria observado.

Porath (2006), por sua vez, aplicou modelos de resposta binária em dados de painel para avaliar o risco de bancos de depósitos e cooperativas de crédito alemães, o que se tratava de um nicho bastante específico, com baixa taxa de descumprimento observada.

Miranda (2013) já havia estudado a probabilidade de descumprimento para bancos brasileiros, porém, o foco foram bancos de portes pequenos e médios, com portfólios pouco diversificados.

Agências como a Moody's, Standard & Poors e Fitch possuem métricas de atribuição de *ratings* para bancos e esta classificação possibilita identificar quais instituições são mais ou menos arriscadas e ainda avaliar o comportamento histórico do *rating* de uma mesma instituição ao longo do tempo. Porém, esta avaliação se restringe aos grandes bancos e os próprios organismos reguladores internacionais, como o *Basel Committee on Banking Supervision*, não a reconhecem como uma boa prática na avaliação de risco.

De forma geral, as técnicas de atribuição de probabilidades de descumprimento para bancos baseiam-se em conceitos estatísticos que necessitam da verificação de premissas para a sua aplicação, o que na prática pode não ocorrer. Outro ponto é que comumente informações *inputs*, que poderiam ser interessantes para os cálculos das probabilidades, nem sempre são disponibilizadas publicamente, ou seja, por estratégia de negócio não são divulgadas pelas instituições. Ainda ocorre que muitas metodologias restringem-se a grupos de instituições com características semelhantes, seja no tamanho ou na composição do seu portfólio.

Este trabalho contribui por propor uma metodologia replicável para instituições financeiras de tamanhos e composições de portfólio distintos, dependendo unicamente das informações contábeis, disponíveis nas demonstrações financeiras publicadas mensalmente por cada instituição.

As técnicas que embasam este estudo têm a vantagem de serem bastante reconhecidas e possuírem premissas estatísticas comumente observadas. As definições adotadas não trazem grande onerosidade computacional, podendo ser refeitas em computadores simples e possibilitando a extração das probabilidades de descumprimento de forma rápida.

A comparabilidade dos resultados entre distintas instituições também é viável, visto que a metodologia é dada por um modelo onde as variáveis são sempre as mesmas, salvo os valores observados de cada uma delas, o que evidentemente difere de instituição para instituição. Dessa forma, se uma variável  $X$  fizer parte do modelo, ela será considerada para todos os bancos, porém, os seus valores observados mudarão de acordo com a instituição que estiver sendo avaliada.

## 2.2 Materiais e Métodos

### 2.2.1 Metodologia

Em um contexto atuarial, é fundamental conhecer os riscos associados a um conjunto de apólices de seguro, ou seja, qual a frequência (quantidade) de sinistros que podem ocorrer e quais as suas severidades (valores). O cenário menos favorável para a seguradora é quando a ocorrência desses sinistros gera uma despesa acima do que ela pode bancar.

Matematicamente, o conceito existente por trás dessa situação é conhecido pelo modelo estocástico clássico de risco coletivo de Cramér-Lundberg, definido como:

$$U(t) = u + ct - S(t), t \geq 0$$

em que:

- $U(t)$  representa a reserva de capital de uma seguradora até o instante  $t$ ;
- $u$  é a reserva inicial de capital da seguradora, ou seja,  $u = U(0)$ ;
- $ct$  denota uma taxa constante, por intervalo de tempo, pela qual os pagamentos dos prêmios pelos segurados são realizados;
- $S(t)$  indica o somatório dos montantes pagos (valores dos sinistros) pelas seguradoras no intervalo de tempo  $(0; t]$ .

Quando o valor  $U(t) < 0$  caracteriza-se a ruína, ou seja, a incapacidade de pagamento. Dessa forma, calcular a probabilidade de ruína de um evento significa calcular  $P(U(t) < 0)$ .

As maiores dificuldades em mensurar esta probabilidade estão na determinação da taxa de prêmio e na estimação da distribuição estatística dos sinistros, o que é uma importante premissa deste modelo.

Neste trabalho, tendo a equação de Cramér-Lundberg como ponto de partida conceitual para a avaliação de risco dos bancos e considerando as suposições

adotadas por Vinso (1974) no estudo de empresas de energia elétrica, adotou-se a expressão abaixo:

$$U(t) = u + R(t) - D(t)$$

em que:

- $U(t)$  representa a reserva de capital de um banco até o instante  $t$ ;
- $u$  é a reserva inicial de capital do banco, ou seja,  $u = U(0)$ , que denota todos os recursos disponíveis no instante  $t = 0$  e que podem ser transformados imediatamente em dinheiro;
- $R(t)$  indica o somatório das receitas dos bancos, que podem ser transformadas imediatamente em dinheiro, no intervalo de tempo  $(0; t]$ ;
- $D(t)$  indica o somatório das despesas dos bancos, ou seja, valores necessários para que as instituições financeiras mantenham suas atividades, no intervalo de tempo  $(0; t]$ .

Assim, como para uma seguradora, quando  $U(t) < 0$  ficará caracterizada a incapacidade do banco em pagar todas as despesas operacionais e administrativas, ou seja, as despesas necessárias para o seu funcionamento. Dessa forma,  $U(t) < 0$  é o critério de descumprimento adotado neste trabalho e  $P(U(t) < 0)$  denotará a probabilidade de este evento ocorrer.

Para os bancos, a forma como a expressão de Cramér-Lundberg foi reescrita, permite que o cálculo de  $P(U(t) < 0)$  seja feito através de simulações estatísticas baseadas em dados históricos das variáveis despesas e receitas e, assim, surgem alternativas para as duas maiores dificuldades expostas no contexto atuarial:

- não há a necessidade de determinar taxas de pagamento das despesas ou de entrada das receitas, já que ambas as variáveis são mensais e o horizonte de tempo  $(0; t]$  será pré-definido;

- as simulações rechaçam a necessidade de encontrar distribuições estatísticas bem definidas para as variáveis despesas e receitas, o que não é trivial dado o comportamento altamente volátil e sazonal destas componentes.

### 2.2.1.1 Implementação da metodologia

O horizonte temporal para avaliação da probabilidade de descumprimento foi definido como 12 meses. Logo, quando a soma da reserva inicial de capital no instante  $t$  com as receitas operacionais do intervalo de tempo  $(t; t + 12]$ , ou seja, dos 12 meses posteriores à data de interesse, for inferior às despesas operacionais e administrativas, dentro do mesmo período  $(t; t + 12]$ , fica caracterizado o descumprimento.

Para exemplificar, suponha que a data de interesse é janeiro/2012. Os períodos de coleta de informação de cada uma das componentes da expressão  $U(t)$  seriam:

- $u$ : a reserva inicial de capital em janeiro/2012;
- $R(t)$ : o somatório das receitas no período de fevereiro/2012 a janeiro/2013;
- $D(t)$ : o somatório das despesas no período de fevereiro/2012 a janeiro/2013.

Como o horizonte temporal é pré-definido em 12 meses, para cada data de interesse deve-se simular um conjunto de 12 valores para as receitas e 12 para as despesas, cada um representando o resultado financeiro da instituição durante cada um dos meses de acompanhamento. Este processo de simulação foi realizado de acordo com o algoritmo abaixo:

Passo 1) São coletadas as despesas e receitas dos 48 meses menores ou iguais à data de interesse. No exemplo acima, seriam coletados os pontos de fevereiro/2008 a janeiro/2012.

Passo 2) As receitas e despesas coletadas são ordenadas, do menor para o maior valor;

Passo 3) São construídos histogramas acumulados, para as receitas e despesas, separadamente. O critério para determinar o número de faixas (*bins*) baseou-se na quantidade de registros. Conforme Peinado e Graeml (2007) devem ser utilizados de 5 a 7 faixas para um tamanho amostral de até 50 registros. Neste trabalho foram adotadas 6 faixas;

Passo 4) Sorteou-se aleatoriamente um número no intervalo [0; 1] a partir de uma distribuição uniforme;

Passo 5) Verificou-se a qual das 6 faixas pertencia o número sorteado aleatoriamente, comparando com a probabilidade acumulada dos histogramas, e a média dos valores das despesas e receitas pertencentes a esta faixa foi amostrado;

Passo 6) Os passos 4) e 5) foram repetidos 12 vezes, para encontrar os 12 valores representativos do horizonte de interesse.

É importante salientar que em nenhum momento dos passos até aqui descritos ocorre soma das receitas com as despesas. Todos os passos do algoritmo descrito são feitos separadamente.

Este procedimento foi repetido 10 mil vezes ( $k = [1; 10000]$ ) para cada data de interesse e em cada simulação encontrou-se um valor para a expressão condicional abaixo:

- se  $RESERVA\ INICIAL + \sum_{i=1}^{i=12} Receitas_i - \sum_{i=1}^{i=12} Despesas_i > 0$  então  $Simulação_k = 0$ ;

- caso contrário  $Simulação_k = 1$ .

Logo, a probabilidade de descumprimento para cada data foi dada pela expressão abaixo:

$$PD_{mensal} = \frac{1}{10000} \sum_{k=1}^{k=10000} Simulação_k$$

Para cada uma das instituições financeiras avaliadas nesse estudo foi construída uma curva das probabilidades de descumprimento, para o período

de outubro/2008 a abril/2013, e os bancos analisados foram: Banco do Brasil, BMG, Bradesco, Caixa Econômica Federal, Citibank, HSBC, Itaú, Morada, Panamericano, Santander, Safra e Schahin. Outras instituições, não pertencentes a esta lista, foram inicialmente consideradas, porém posteriormente removidas do trabalho, já que apresentaram resultados incoerentes e quando pesquisadas em veículos de comunicação foram encontradas informações que indicavam adulteração nas demonstrações financeiras, o que descredencia os *inputs* para os cálculos aqui propostos.

### **2.2.2 Definição do período de estudo**

Conforme citado no capítulo anterior, o período considerado para este estudo foi de outubro/2008 a abril/2013. Pontos anteriores ao primeiro mês são considerados para ampliar o volume de dados explicativos em determinada etapa do processo, dando maior robustez nos processos de simulação.

O período de outubro/2008 a abril/2013 foi escolhido por ser recente e englobar instantes de recessão e de crescimento econômico, o que caracteriza a datação de um ciclo econômico neste horizonte. Os meses iniciais fazem parte do período afetado pela crise dos *subprimes* de 2008/2009 e a partir do ano de 2010 tem-se um período de retomada na atividade econômica.

A adoção de períodos que compreendem ciclos econômicos vem se tornando uma prática usual, principalmente em metodologias de longo prazo regidas por documentos de reguladores, como os de Basileia. O grande objetivo é evitar que estimativas sejam feitas em um período que só possua alguma das características citadas e, dessa forma, tragam algum viés, como o de subestimar uma probabilidade de descumprimento em época de crescimento econômico ou superestimá-la se os cálculos fossem realizados em períodos de recessão. Neste trabalho, com este conceito, será possível visualizar as curvas das probabilidades de descumprimento em situações economicamente distintas.

Não há um consenso na datação de um ciclo econômico, e até o momento não existe nenhuma regra do Banco Central do Brasil que indique a utilização de

um ciclo pré-determinado. Neste trabalho foram consideradas marcações do Comitê de Datação de Ciclos Econômicos da Fundação Getúlio Vargas (CODACE), que determina um ciclo iniciando-se no final do ano de 2008 e terminando no início do ano de 2009. Para obter um intervalo de tempo maior e, conseqüentemente, estimativas mais robustas, estendeu-se este ciclo até o último mês disponível do relatório COSIF – 4010, quando este trabalho começou a ser desenvolvido, ou seja, abril/2013. Dessa forma, o período de outubro/2008 a abril/2013 possui características de recessão e retomada da atividade econômica e também um volume de dados desejável para os cálculos das probabilidades de descumprimento.

### **2.2.3 Dados utilizados**

#### **2.2.3.1 Coleta e análise descritiva dos dados**

Para coletar as informações das instituições utilizou-se o balancete patrimonial analítico mensal, através do documento COSIF – 4010, em que os bancos informam ao Banco Central do Brasil todas as suas demonstrações financeiras. Todas as variáveis foram extraídas do site do regulador brasileiro no caminho “*Sistema Financeiro Nacional/Informações Cadastrais e Contábeis/Balancetes*”. Foram capturadas informações pertencentes ao período de novembro/2004 a abril/2013.

Para calcular a equação  $U(t) = u + R(t) - D(t)$ , definida no tópico 2.2.1, três variáveis são necessárias: reserva inicial de capital, receitas e despesas. A partir de uma análise das informações do COSIF, definiram-se quais contas comporiam cada uma dessas variáveis:

- reserva inicial de capital: ou seja, um colchão de capital, para cobrir eventuais gastos emergenciais. Deve ser formada por todas as reservas que podem ser transformadas imediatamente em dinheiro. Dessa forma, foram selecionadas as contas disponibilidades, aplicações interfinanceiras de liquidez, títulos e valores mobiliários e instrumentos financeiros derivativos, considerando tanto o ativo circulante quanto o realizável a longo prazo;



- receitas: ou seja, as remunerações de um banco que podem ser transformadas em dinheiro de forma instantânea. Determinou-se a conta de receitas operacionais para compor esta variável;
- despesas: ou seja, todos os gastos necessários para a manutenção das atividades da instituição. Assim, foram consideradas as despesas operacionais e também as despesas administrativas.

### **2.2.3.2 Análise Descritiva**

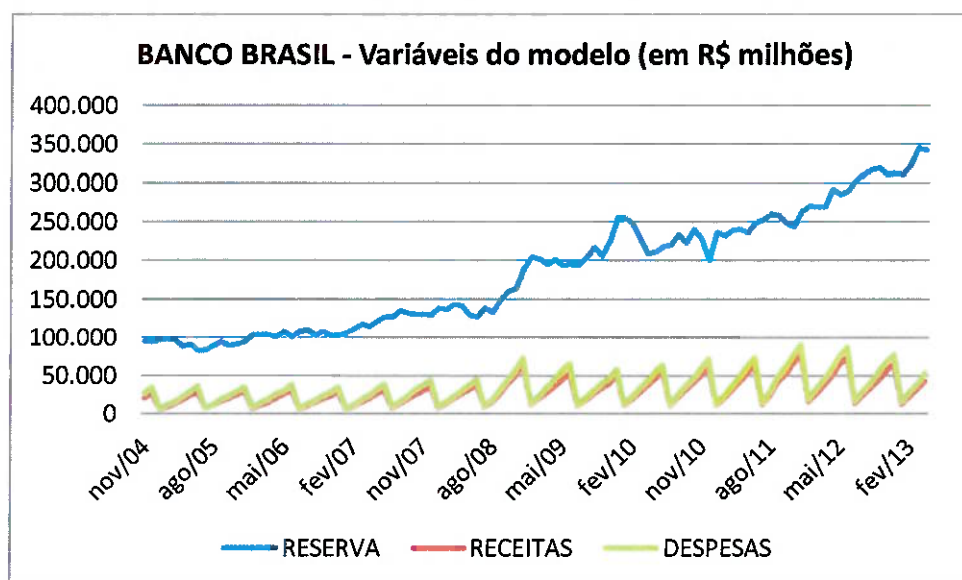
Para cada uma das instituições financeiras consideradas nesse estudo são apresentadas as curvas ao longo do tempo da reserva inicial de capital, receitas e despesas, além de algumas medidas descritivas de cada componente: média (fornece uma medida de posição), desvio padrão (fornece uma medida de dispersão) e o coeficiente de variação (dado pelo quociente entre desvio padrão e média, também fornece uma medida de dispersão: quanto mais próximo de 1 estiver esse indicador maior é a variabilidade dos dados em relação à média).

Todos os meses em que os dados foram coletados (novembro/2004 a abril/2013) foram contemplados. De forma geral, para todos os bancos, existe alta correlação entre as variáveis receitas e despesas, o que é intuitivo partindo-se do princípio de que o gasto é proporcional ao valor arrecadado. Ainda para estas variáveis, existe grande volatilidade, explicada por fatores sazonais, como ocorre, por exemplo, na variável de despesas em meses de pagamento de décimo terceiro salário. Os altos valores do coeficiente de variação confirmam esta característica, já que na maioria dos casos observa-se um valor de desvio padrão de 70% do valor da média. Os bancos BMG, Citibank, Morada, Panamericano e Schahin não apresentam comportamento nitidamente crescente na variável reserva, ao contrário dos demais bancos estudados.

### 2.2.3.2.1 Banco do Brasil

O Banco do Brasil é uma instituição estatal, com nicho diversificado de atuação e considerado um dos maiores bancos do país. Seus dados evidenciam um alto e crescente valor de reservas iniciais de capital e equilíbrio entre receitas e despesas.

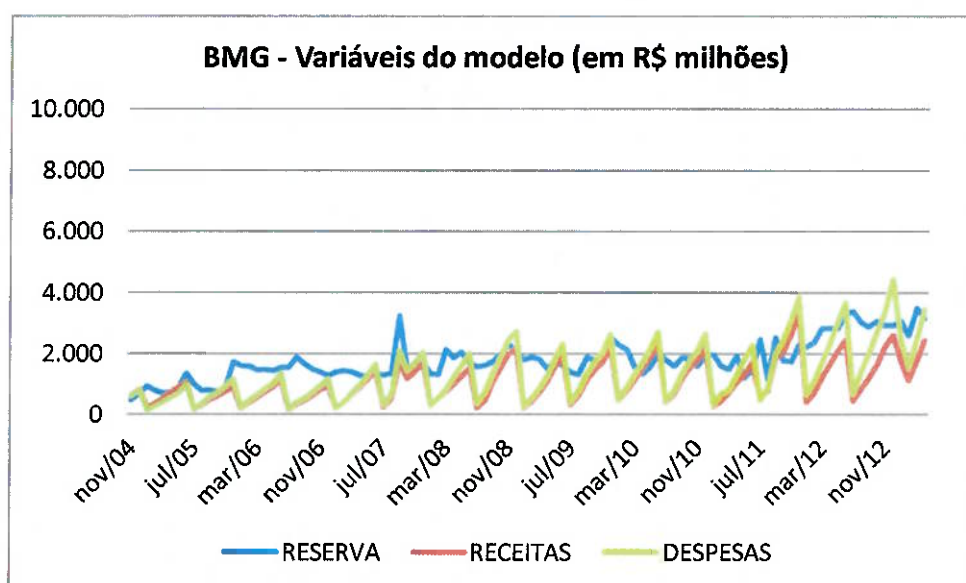
| BANCO DO BRASIL |                     |                             |                              |
|-----------------|---------------------|-----------------------------|------------------------------|
| Variável        | Média (R\$ milhões) | Desvio Padrão (R\$ milhões) | Coefficiente de Variação (%) |
| Reserva         | 183.492             | 76.135                      | 0,41                         |
| Receitas        | 28.750              | 17.216                      | 0,60                         |
| Despesas        | 34.163              | 20.072                      | 0,59                         |



### 2.2.3.2.2 BMG

O Banco BMG tem foco primário em operações de empréstimo consignado e secundário em financiamento de veículos. Dado o seu nicho de atuação, a crise de 2008/2009 teve impacto menor nesta instituição do que em outros bancos.

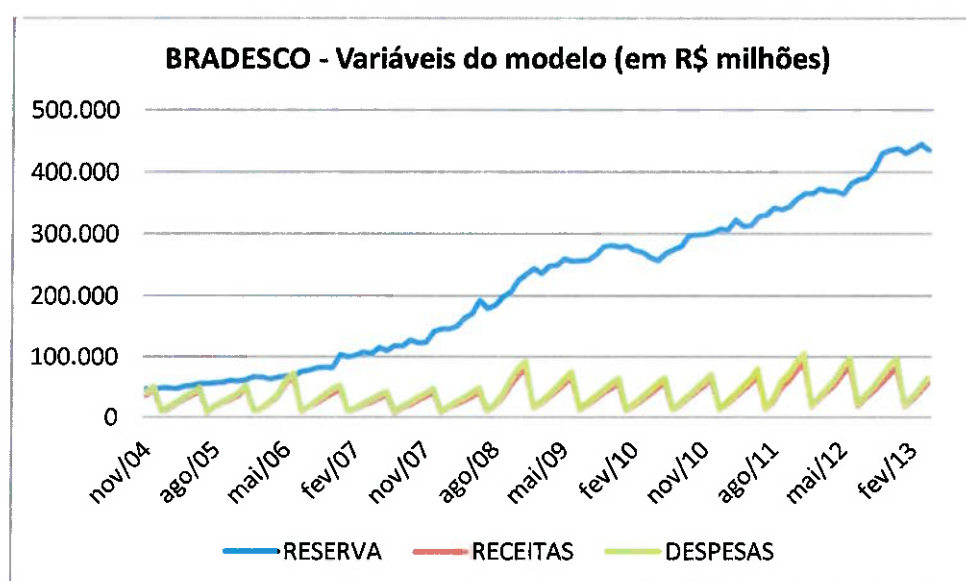
| BMG      |                     |                             |                              |
|----------|---------------------|-----------------------------|------------------------------|
| Variável | Média (R\$ milhões) | Desvio Padrão (R\$ milhões) | Coefficiente de Variação (%) |
| Reserva  | 1.787               | 671                         | 0,38                         |
| Receitas | 1.091               | 695                         | 0,64                         |
| Despesas | 1.351               | 950                         | 0,70                         |



### 2.2.3.2.3 Bradesco

O Bradesco é uma instituição privada, atuante em várias frentes de negócio e considerado um dos maiores bancos do país. Assim como para o Banco do Brasil, encontram-se altos valores de reservas iniciais de capital e equilíbrio entre receitas e despesas.

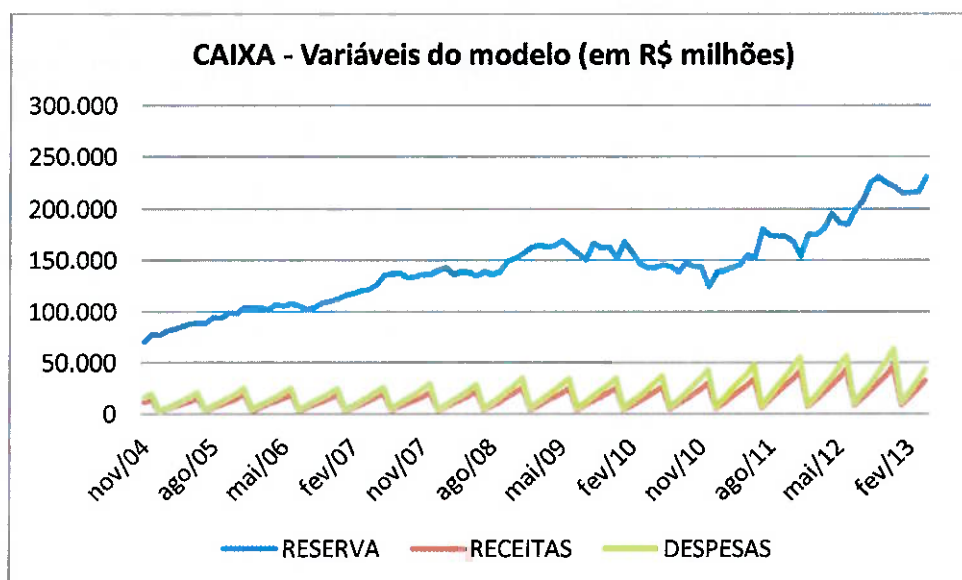
| BRADESCO |                     |                             |                              |
|----------|---------------------|-----------------------------|------------------------------|
| Variável | Média (R\$ milhões) | Desvio Padrão (R\$ milhões) | Coefficiente de Variação (%) |
| Reserva  | 216.705             | 124.826                     | 0,58                         |
| Receitas | 35.747              | 20.035                      | 0,56                         |
| Despesas | 40.825              | 23.253                      | 0,57                         |



#### 2.2.3.2.4 Caixa

A Caixa Econômica Federal é um banco público com foco em grandes operações comerciais e intermediadora do pagamento de benefícios sociais. Pela sua área de atuação e por fatores sazonais, historicamente apresenta uma leve redução nas suas reservas de capital nos meses de dezembro.

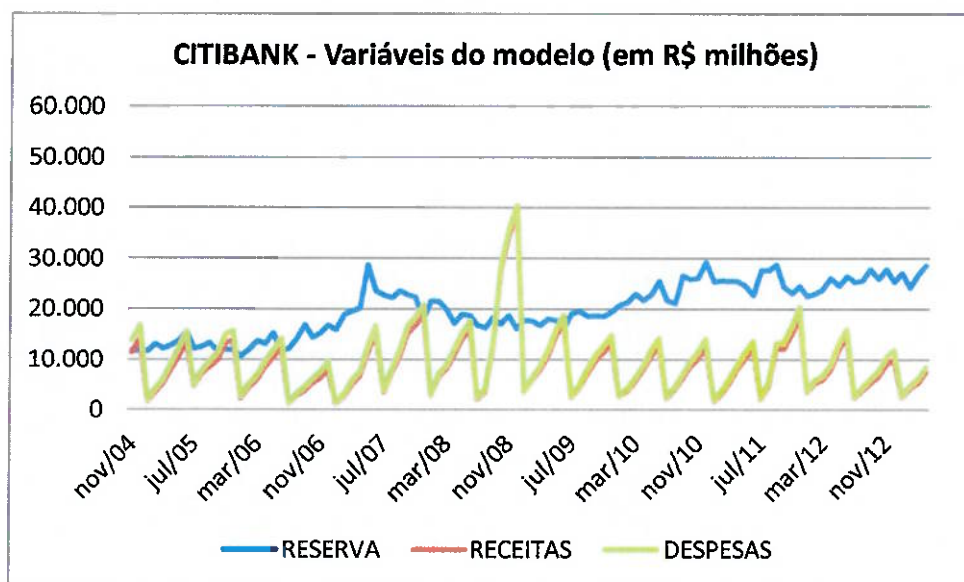
| CAIXA    |                     |                             |                              |
|----------|---------------------|-----------------------------|------------------------------|
| Variável | Média (R\$ milhões) | Desvio Padrão (R\$ milhões) | Coefficiente de Variação (%) |
| Reserva  | 143.286             | 37.570                      | 0,26                         |
| Receitas | 15.842              | 9.828                       | 0,62                         |
| Despesas | 21.242              | 13.142                      | 0,62                         |



#### 2.2.3.2.5 Citibank

O Citibank é uma instituição de origem americana e atuante em solo brasileiro desde 1915, que diversificou suas áreas de atuação ao longo do tempo. Há um pico nas contas de despesas e receitas no final de 2008, devido, além de fatores sazonais, a aquisições realizadas pela filial brasileira, como a compra da Intra Corretora de Valores S.A.. Em meses posteriores estes valores caem por vendas de empresas ligadas e cortes de despesas. É importante ressaltar que as informações aqui consideradas avaliam unicamente os resultados do Citibank no Brasil, não tendo nenhuma relação com a matriz americana.

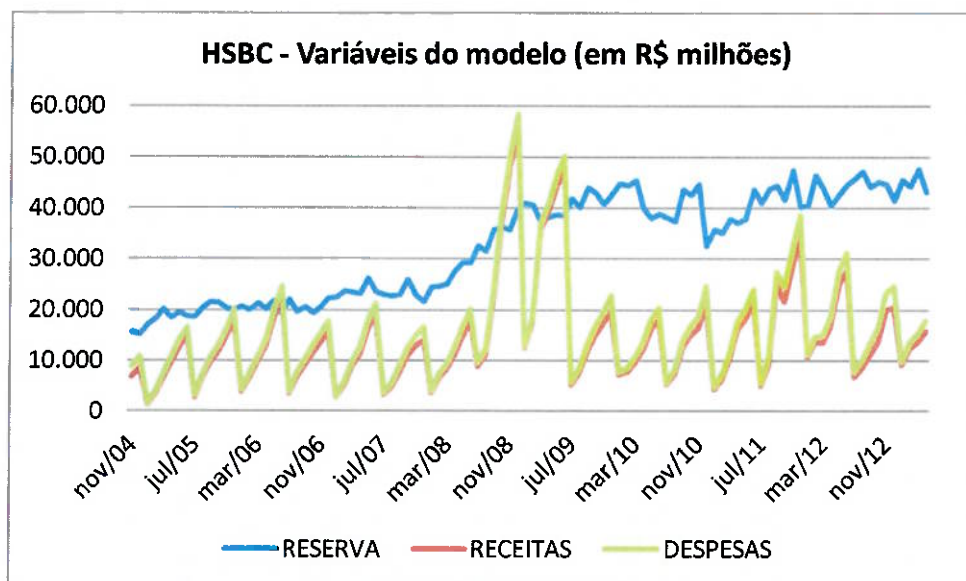
| CITIBANK |                     |                             |                              |
|----------|---------------------|-----------------------------|------------------------------|
| Variável | Média (R\$ milhões) | Desvio Padrão (R\$ milhões) | Coefficiente de Variação (%) |
| Reserva  | 19.942              | 5.217                       | 0,26                         |
| Receitas | 8.861               | 6.288                       | 0,71                         |
| Despesas | 9.802               | 6.655                       | 0,68                         |



#### 2.2.3.2.6 HSBC

O HSBC é uma instituição de origem inglesa e atuante em várias frentes dentro do mercado brasileiro desde 1997, quando assumiu o antigo Bamerindus. Seus valores de reservas iniciais de capital não são tão elevados como os de outros bancos e existe equilíbrio entre receitas e despesas. Ocorrem picos nas contas de despesas e receitas, principalmente no período da crise, o que é explicado pelas manobras adotadas, como demissões de funcionários e realinhamento estratégico, para superar a dificuldade de captação. Assim como para o Citibank, as informações refletem exclusivamente os resultados apurados no Brasil.

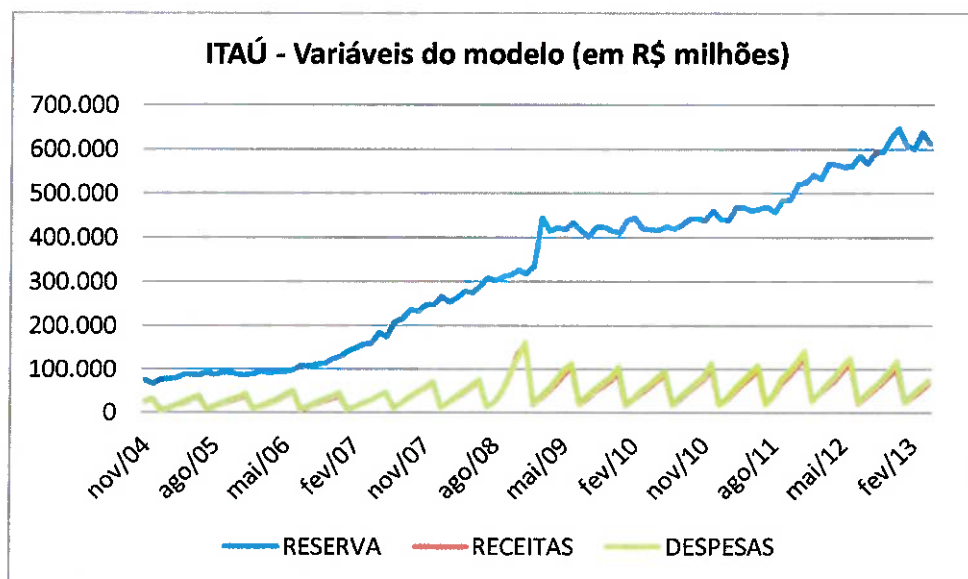
| HSBC     |                     |                             |                              |
|----------|---------------------|-----------------------------|------------------------------|
| Variável | Média (R\$ milhões) | Desvio Padrão (R\$ milhões) | Coefficiente de Variação (%) |
| Reserva  | 32.619              | 10.252                      | 0,31                         |
| Receitas | 14.622              | 10.285                      | 0,70                         |
| Despesas | 16.147              | 10.886                      | 0,67                         |



#### 2.2.3.2.7 Itaú

O Itaú possui nicho diversificado de atuação e atualmente é considerado o maior banco privado do país. A distribuição da variável reserva mostra altos valores em caixa. O equilíbrio entre receitas e despesas também é bastante nítido.

| ITAÚ     |                     |                             |                              |
|----------|---------------------|-----------------------------|------------------------------|
| Variável | Média (R\$ milhões) | Desvio Padrão (R\$ milhões) | Coefficiente de Variação (%) |
| Reserva  | 327.983             | 179.699                     | 0,55                         |
| Receitas | 47.209              | 31.952                      | 0,68                         |
| Despesas | 51.348              | 34.706                      | 0,68                         |

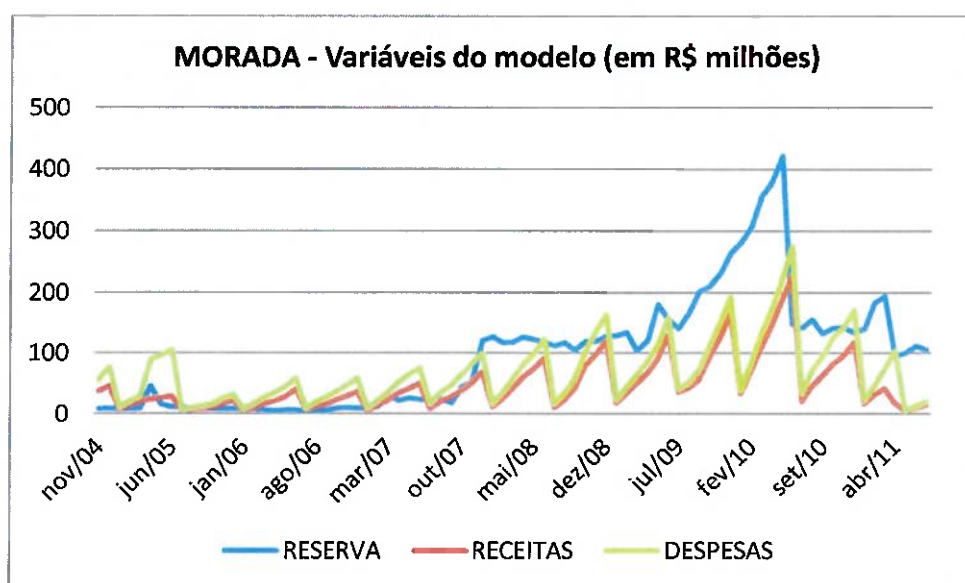




### 2.2.3.2.8 Morada

O banco Morada tem uma situação diferente dos bancos até então analisados, já que entrou em processo de intervenção judicial em meados de 2011. Possuía foco de atuação em crédito pessoal e financiamento de veículos. Caracterizado por alta variabilidade inclusive na variável reserva de capital.

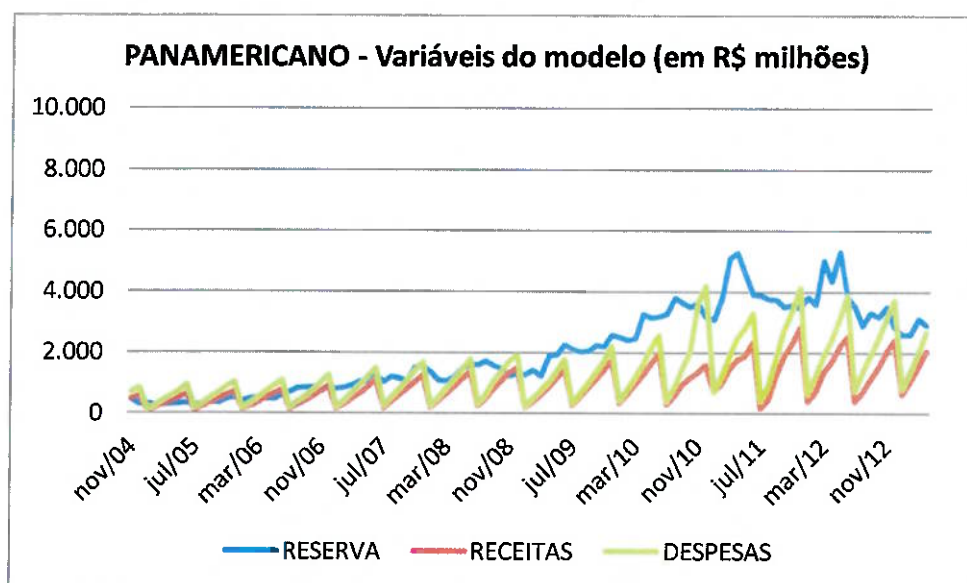
| MORADA   |                     |                             |                             |
|----------|---------------------|-----------------------------|-----------------------------|
| Variável | Média (R\$ milhões) | Desvio Padrão (R\$ milhões) | Coeficiente de Variação (%) |
| Reserva  | 96                  | 95                          | 0,99                        |
| Receitas | 48                  | 45                          | 0,93                        |
| Despesas | 67                  | 54                          | 0,80                        |



### 2.2.3.2.9 Panamericano

O Panamericano tem foco de atuação em crédito para veículos, crédito consignado e demais operações de financeiras. Passou por situação econômica desfavorável e foi adquirido pelo BTG Pactual em meados de 2011.

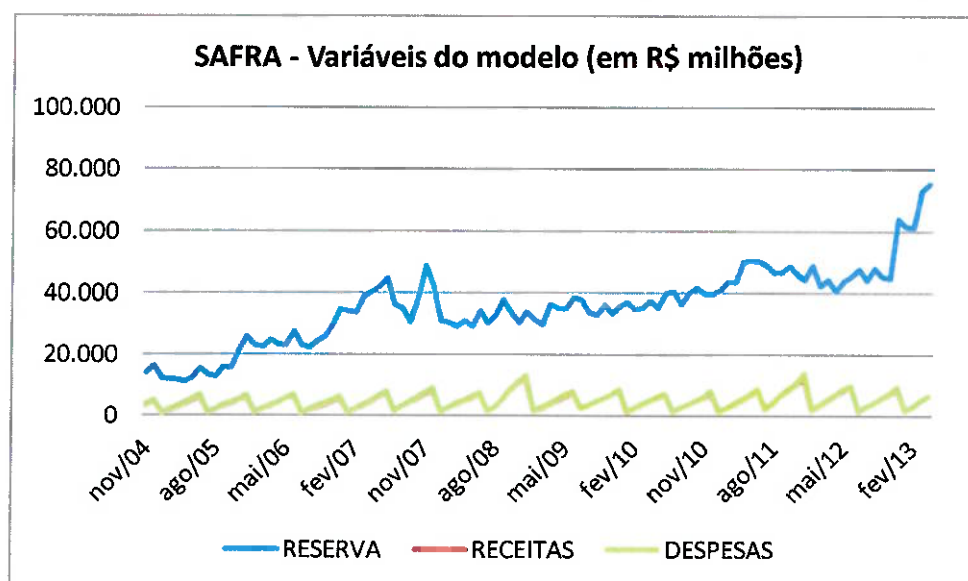
| PANAMERICANO |                     |                             |                             |
|--------------|---------------------|-----------------------------|-----------------------------|
| Variável     | Média (R\$ milhões) | Desvio Padrão (R\$ milhões) | Coeficiente de Variação (%) |
| Reserva      | 2.039               | 1.382                       | 0,68                        |
| Receitas     | 927                 | 635                         | 0,69                        |
| Despesas     | 1.316               | 978                         | 0,74                        |



#### 2.2.3.2.10 Safra

O Banco Safra é uma das 10 maiores instituições financeiras do Brasil, considerando volume em ativos. Atua em diversos segmentos e possui altos valores de reserva de capital.

| SAFRA    |                     |                             |                              |
|----------|---------------------|-----------------------------|------------------------------|
| Variável | Média (R\$ milhões) | Desvio Padrão (R\$ milhões) | Coefficiente de Variação (%) |
| Reserva  | 35.442              | 12.664                      | 0,36                         |
| Receitas | 4.644               | 2.609                       | 0,56                         |
| Despesas | 4.832               | 2.779                       | 0,58                         |

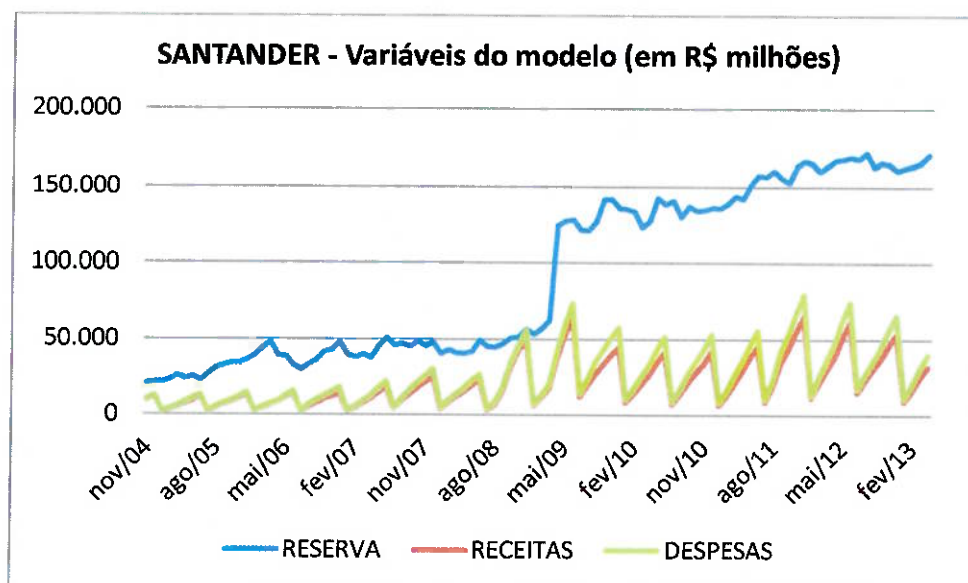




### 2.2.3.2.11 Santander

O Santander é um banco de origem espanhola e com forte atuação em vários nichos do mercado financeiro brasileiro. Embora nos últimos meses tenha apresentado aumento nos valores de suas reservas, também houve aumento nas taxas de inadimplência. Da mesma forma que os demais bancos de origem estrangeira considerados neste trabalho, os resultados extraídos de seus balancetes não possuem influência da matriz.

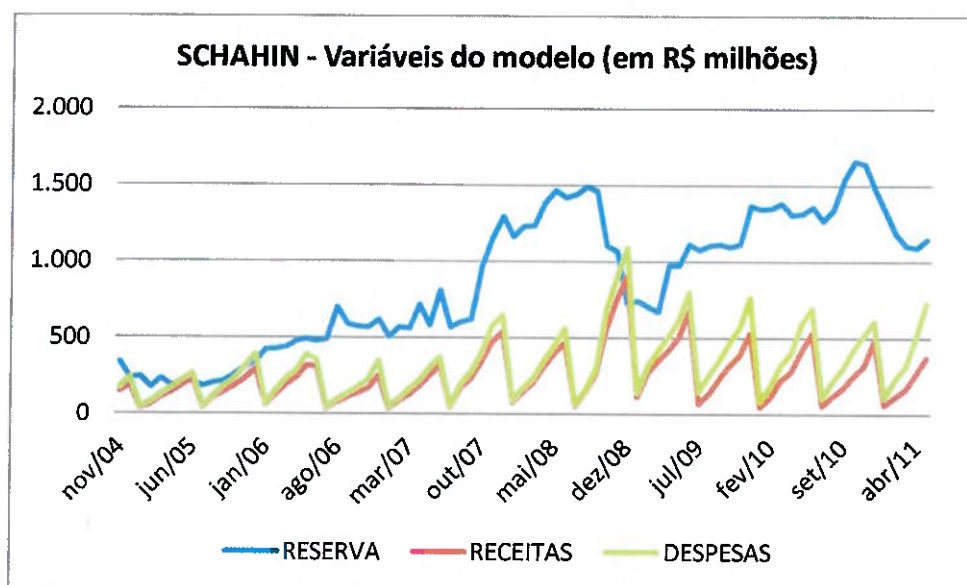
| SANTANDER |                     |                             |                              |
|-----------|---------------------|-----------------------------|------------------------------|
| Variável  | Média (R\$ milhões) | Desvio Padrão (R\$ milhões) | Coefficiente de Variação (%) |
| Reserva   | 91.856              | 56.054                      | 0,61                         |
| Receitas  | 20.888              | 15.941                      | 0,76                         |
| Despesas  | 24.923              | 19.464                      | 0,78                         |



### 2.2.3.2.12 Schahin

O banco Schahin entrou em processo de intervenção, após a queda nas taxas de juros, que fizeram o seu principal negócio, financiamento de veículos usados, deixar de ser vantajoso.

| SCHAHIN  |                     |                             |                              |
|----------|---------------------|-----------------------------|------------------------------|
| Variável | Média (R\$ milhões) | Desvio Padrão (R\$ milhões) | Coefficiente de Variação (%) |
| Reserva  | 868                 | 444                         | 0,51                         |
| Receitas | 244                 | 177                         | 0,73                         |
| Despesas | 320                 | 223                         | 0,70                         |



### 3 – RESULTADOS

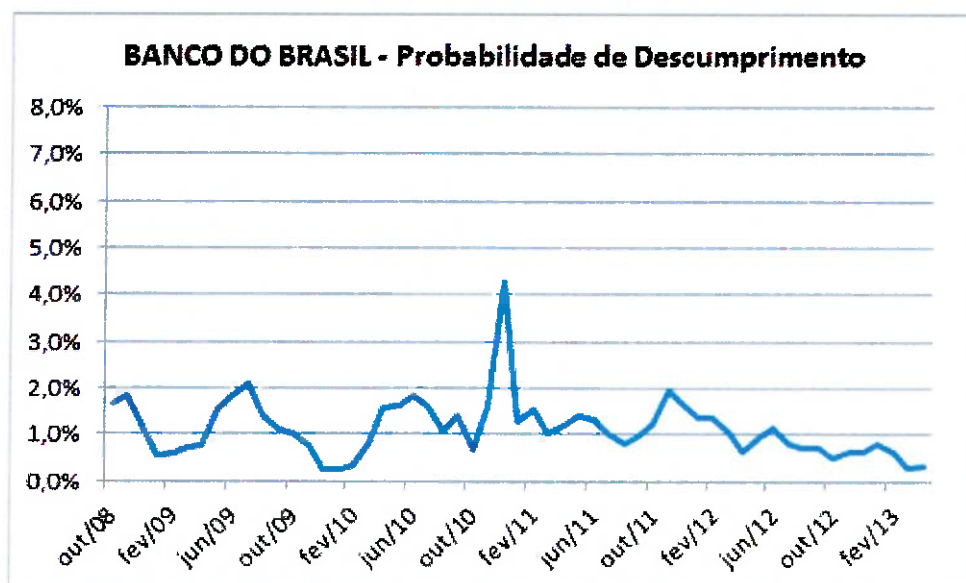
Serão apresentados os resultados obtidos a partir das técnicas e algoritmo vistos no tópico anterior em separado para cada um dos bancos. Conforme exposto durante o capítulo de análises descritivas, a distribuição mensal das contas de receitas e despesas tem comportamento bastante volátil, o que influencia diretamente o cálculo das probabilidades de descumprimento.

Por essa razão, é recomendada a análise geral ao longo da curva e não simplesmente das estimativas pontuais. Serão apresentadas as médias anuais das probabilidades de descumprimento, já que esta sumarização colabora no entendimento dos valores obtidos.

#### 3.1 Banco do Brasil

O alto valor de reservas iniciais de capital explica os baixos valores obtidos para as probabilidades de descumprimento. A exceção é a redução nas reservas do mês de dezembro de 2010, que foi de 2.226 milhões (R\$) em novembro para 1.993 milhões (R\$) em dezembro e 2.358 milhões (R\$) em janeiro. Por essa razão, tem-se um valor mais alto, de 4,3%, para a probabilidade de descumprimento deste mês.

As médias anuais também mostram valores pequenos da probabilidade de descumprimento, identificando-se um comportamento estável ao longo do ciclo econômico.

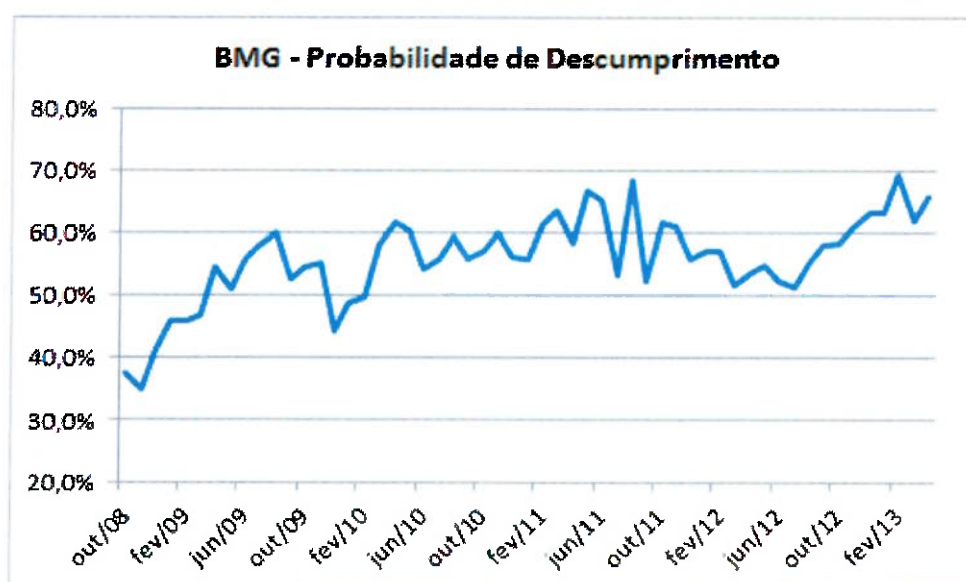


| Médias Anuais |      |      |      |      |          |
|---------------|------|------|------|------|----------|
| 2008 (*)      | 2009 | 2010 | 2011 | 2012 | 2013 (*) |
| 1,5%          | 1,0% | 1,4% | 1,3% | 0,9% | 0,5%     |

(\*) Meses considerados: 2008 (outubro a dezembro) e 2013 (janeiro a abril).

### 3.2 BMG

O BMG, nos últimos meses considerados neste estudo, registrou prejuízos, o que é refletido pela curva da probabilidade de descumprimento. Por essa razão os valores obtidos para períodos recentes são maiores do que durante a crise.

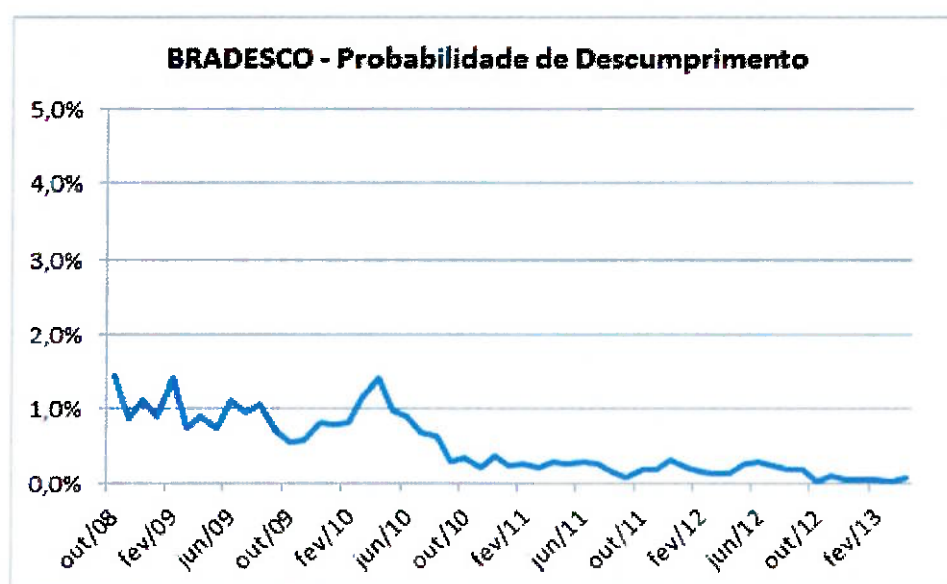


| Médias Anuais |       |       |       |       |          |
|---------------|-------|-------|-------|-------|----------|
| 2008 (*)      | 2009  | 2010  | 2011  | 2012  | 2013 (*) |
| 38,0%         | 52,0% | 56,5% | 60,3% | 56,2% | 65,1%    |

(\*) Meses considerados: 2008 (outubro a dezembro) e 2013 (janeiro a abril).

### 3.3 Bradesco

As médias anuais da probabilidade de descumprimento indicam os maiores valores durante o período de recessão. De forma geral os valores obtidos para o Bradesco apresentam um comportamento bastante estável ao longo do ciclo econômico.

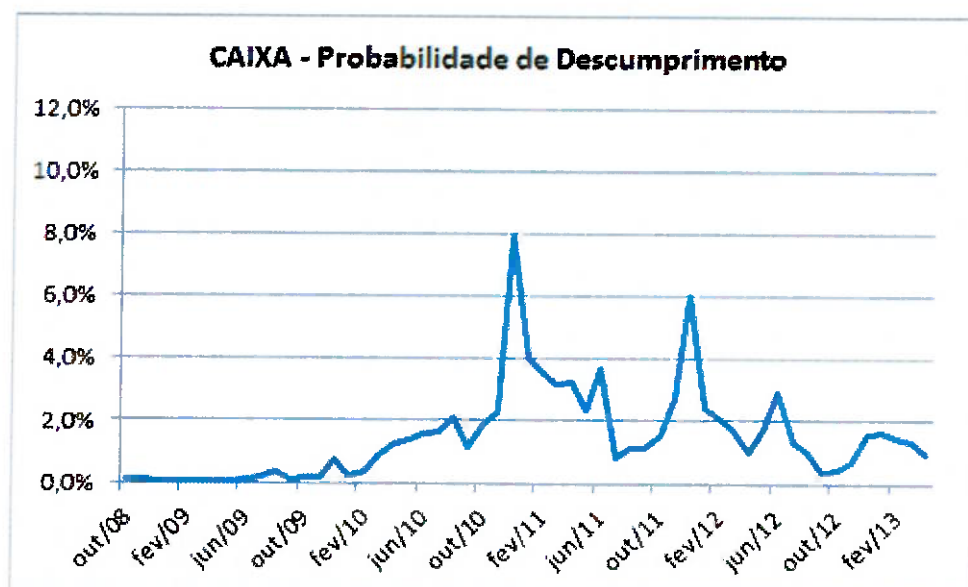


| Médias Anuais |      |      |      |      |          |
|---------------|------|------|------|------|----------|
| 2008 (*)      | 2009 | 2010 | 2011 | 2012 | 2013 (*) |
| 1,1%          | 0,9% | 0,7% | 0,2% | 0,2% | 0,1%     |

(\*) Meses considerados: 2008 (outubro a dezembro) e 2013 (janeiro a abril).

### 3.4 Caixa

As áreas de forte atuação da Caixa fazem com que suas reservas de capital sejam reduzidas nos meses de dezembro, o que é capturado pela curva das probabilidades de descumprimento. São ocorrências pontuais e por isso a média anual não sofre impactos significativos.

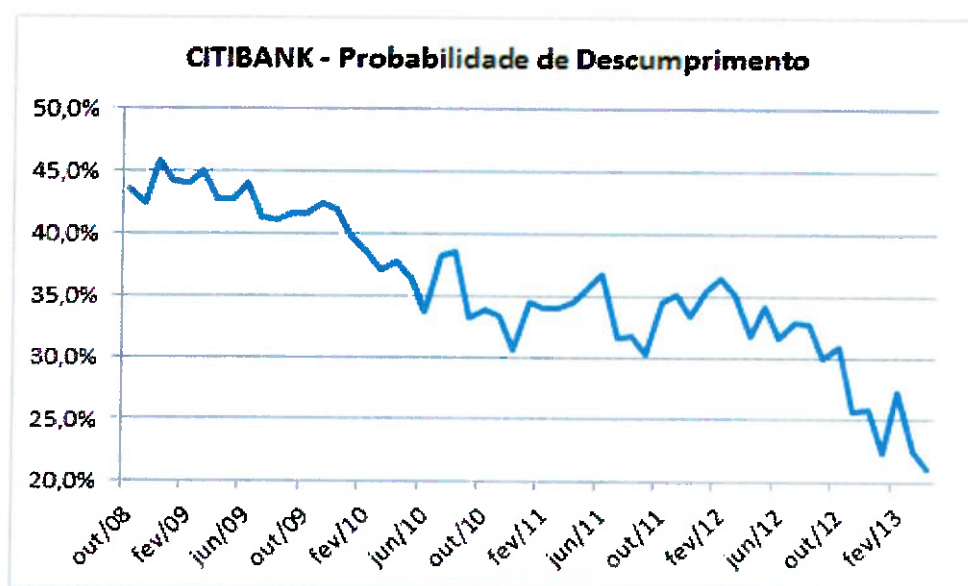


| Médias Anuais |      |      |      |      |          |
|---------------|------|------|------|------|----------|
| 2008 (*)      | 2009 | 2010 | 2011 | 2012 | 2013 (*) |
| 0,1%          | 0,2% | 2,8% | 2,8% | 1,5% | 1,3%     |

(\*) Meses considerados: 2008 (outubro a dezembro) e 2013 (janeiro a abril).

### 3.5 Citibank

A curva de probabilidade de descumprimento mostra de forma interessante os efeitos da crise dentro do ciclo econômico: valores mais altos nos primeiros meses e uma redução gradativa principalmente a partir de 2010. Sua probabilidade de descumprimento nos meses de 2013 é a metade da encontrada no período da crise.



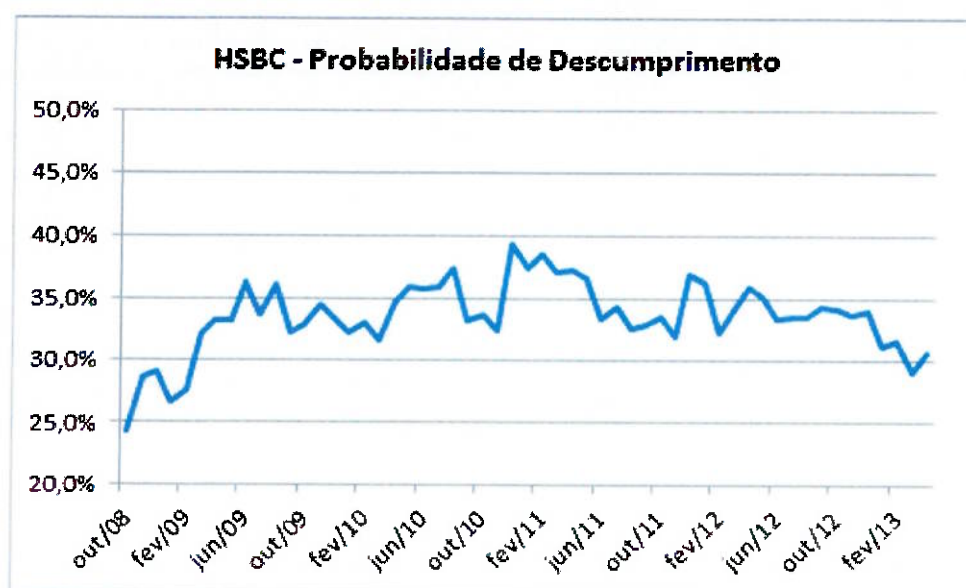


| Médias Anuais |       |       |       |       |          |
|---------------|-------|-------|-------|-------|----------|
| 2008 (*)      | 2009  | 2010  | 2011  | 2012  | 2013 (*) |
| 43,9%         | 42,8% | 36,0% | 33,9% | 31,9% | 23,3%    |

(\*) Meses considerados: 2008 (outubro a dezembro) e 2013 (janeiro a abril).

### 3.6 HSBC

Como o valor das reservas iniciais de capital não eram tão elevados quanto os dos maiores bancos brasileiros, era esperado que a probabilidade de descumprimento fosse maior para o HSBC. De forma geral, apresenta uma curva composta por valores estáveis, inclusive nos meses de crise.

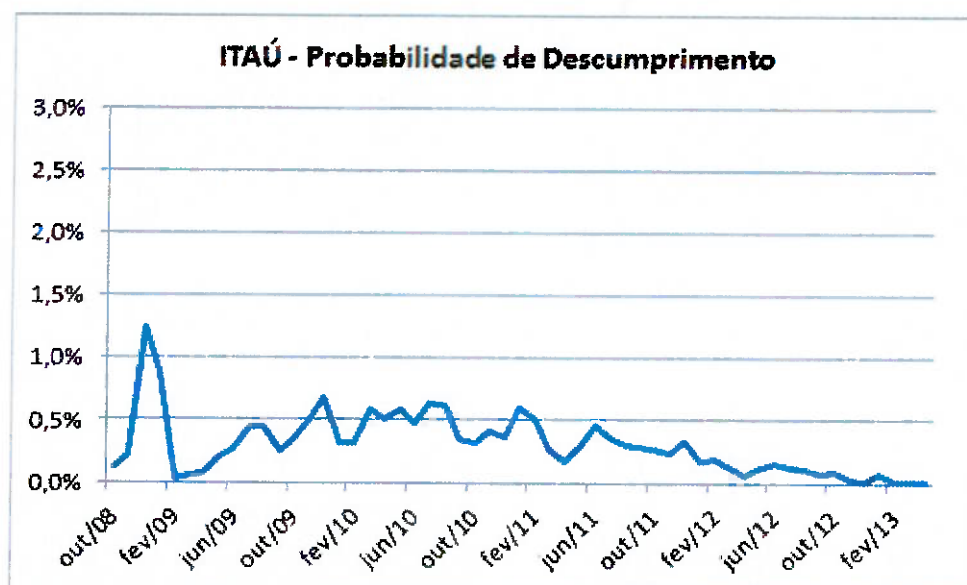


| Médias Anuais |       |       |       |       |          |
|---------------|-------|-------|-------|-------|----------|
| 2008 (*)      | 2009  | 2010  | 2011  | 2012  | 2013 (*) |
| 27,4%         | 32,7% | 34,7% | 35,3% | 34,2% | 30,7%    |

(\*) Meses considerados: 2008 (outubro a dezembro) e 2013 (janeiro a abril).

### 3.7 Itaú

Os altos valores de reservas e o equilíbrio entre receitas e despesas implicam em baixos valores de probabilidade de descumprimento. Existe um pico durante o período da crise, de 1,2%, que considerando efeitos de escala do gráfico pode ser tratado como irrelevante.

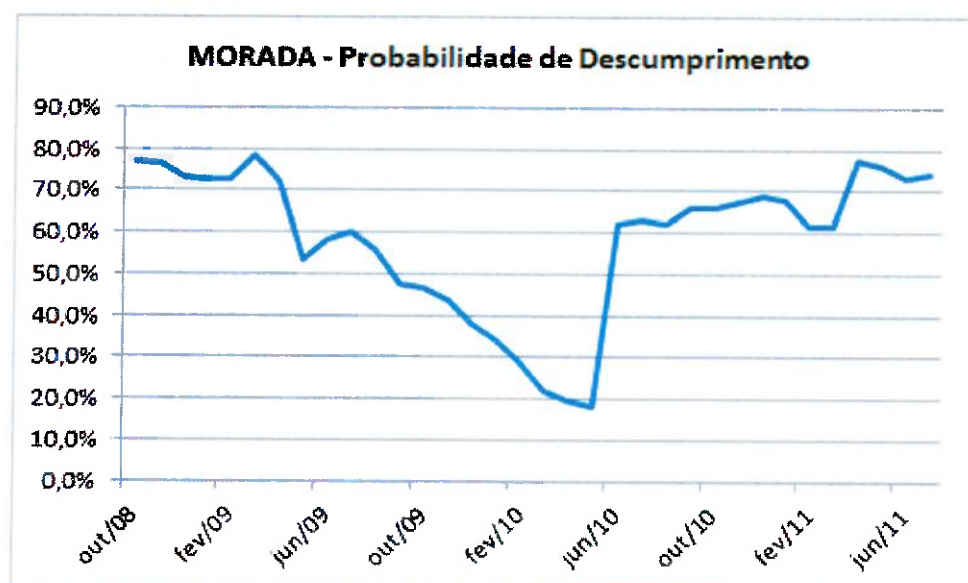


| Médias Anuais |      |      |      |      |          |
|---------------|------|------|------|------|----------|
| 2008 (*)      | 2009 | 2010 | 2011 | 2012 | 2013 (*) |
| 0,5%          | 0,3% | 0,5% | 0,3% | 0,1% | 0,1%     |

(\*) Meses considerados: 2008 (outubro a dezembro) e 2013 (janeiro a abril).

### 3.8 Morada

O banco Morada apresentou altas probabilidades de descumprimento, de quase 80%, no período da crise, o que voltou a atingir os mesmos níveis em meses no final do ano 2010, ou seja, nos meses precedentes à intervenção.



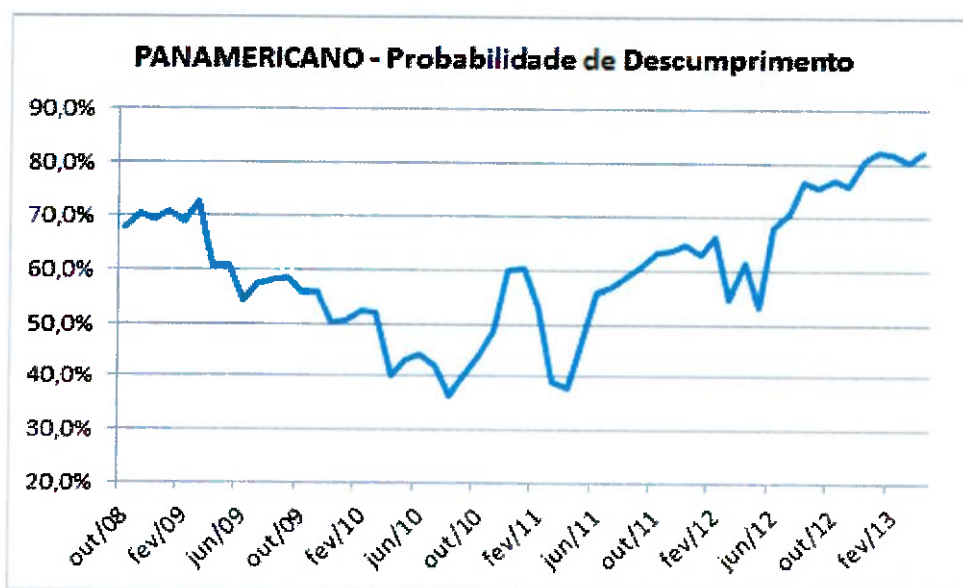


| Médias Anuais |       |       |          |      |      |
|---------------|-------|-------|----------|------|------|
| 2008 (*)      | 2009  | 2010  | 2011 (*) | 2012 | 2013 |
| 75,4%         | 58,1% | 48,1% | 70,2%    | -    | -    |

(\*) Meses considerados: 2008 (outubro a dezembro) e 2011 (janeiro a julho).

### 3.9 Panamericano

A curva de probabilidades de descumprimento do Panamericano apresenta comportamento crescente a partir da segunda metade do ano de 2011. Em 2013 estes patamares foram superiores a 80%, excedendo inclusive os valores encontrados durante o período de recessão.

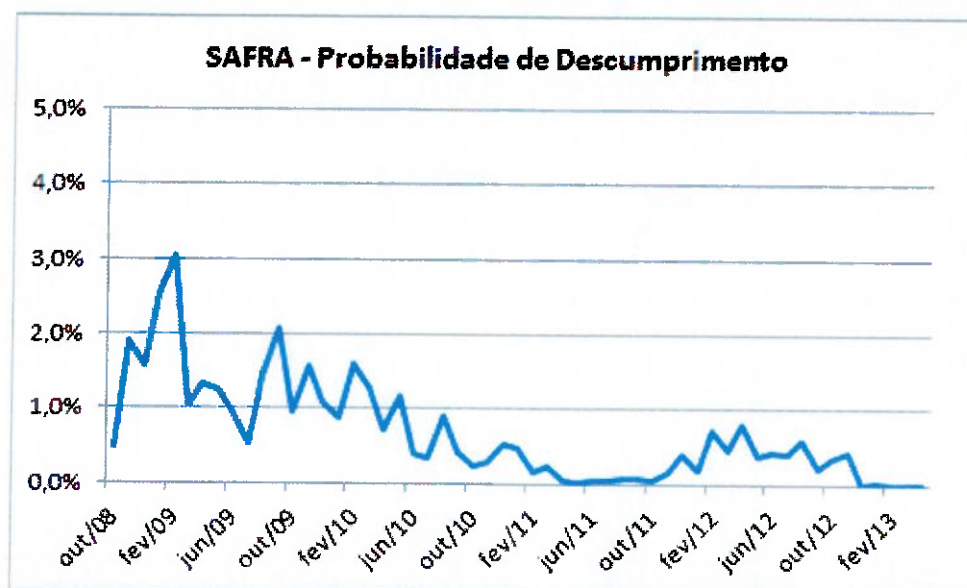


| Médias Anuais |       |       |       |       |       |
|---------------|-------|-------|-------|-------|-------|
| 2008          | 2009  | 2010  | 2011  | 2012  | 2013  |
| 69,4%         | 60,3% | 46,2% | 55,1% | 68,5% | 81,4% |

(\*) Meses considerados: 2008 (outubro a dezembro) e 2013 (janeiro a abril).

### 3.10 Safra

O Safra teve seu pico de probabilidade de descumprimento no período da crise e nos últimos meses analisados esses valores foram consideravelmente reduzidos. Isso ocorre devido o comportamento crescente de suas reservas de capital.

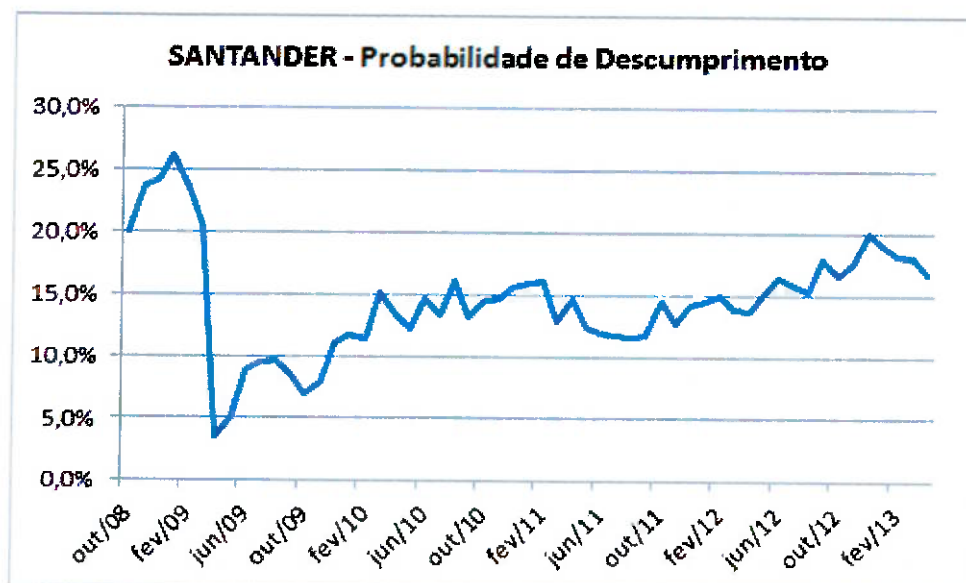


| Médias Anuais |      |      |      |      |          |
|---------------|------|------|------|------|----------|
| 2008 (*)      | 2009 | 2010 | 2011 | 2012 | 2013 (*) |
| 1,3%          | 1,5% | 0,7% | 0,1% | 0,4% | 0,1%     |

(\*) Meses considerados: 2008 (outubro a dezembro) e 2013 (janeiro a abril).

### 3.11 Santander

Nos últimos meses considerados neste estudo o Santander apresentou crescimento nas suas reservas de capital, mas também elevação nas contas de receitas e despesas. Por essa razão, a curva mostra crescimento nas probabilidades de descumprimento.

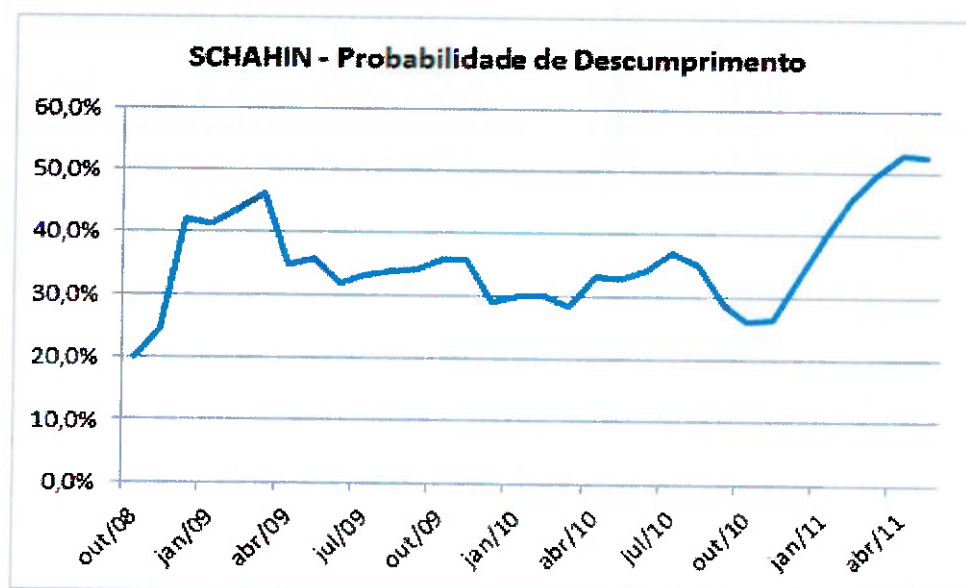


| Médias Anuais |       |       |       |       |          |
|---------------|-------|-------|-------|-------|----------|
| 2008 (*)      | 2009  | 2010  | 2011  | 2012  | 2013 (*) |
| 22,6%         | 11,8% | 13,9% | 13,4% | 16,0% | 18,0%    |

(\*) Meses considerados: 2008 (outubro a dezembro) e 2013 (janeiro a abril).

### 3.12 Schahin

A curva de probabilidades de descumprimento do Schahin aumentou consideravelmente até o momento da intervenção: de 26,5% em novembro/10 a 52,9% em abril/2011.



| Médias Anuais |       |       |          |      |      |
|---------------|-------|-------|----------|------|------|
| 2008 (*)      | 2009  | 2010  | 2011 (*) | 2012 | 2013 |
| 28,9%         | 36,3% | 31,4% | 48,0%    | -    | -    |

(\*) Meses considerados: 2008 (outubro a dezembro) e 2011 (janeiro a maio).

## 4 – CONCLUSÕES

A metodologia proposta mostrou-se eficaz ao capturar diferenças nas probabilidades de descumprimento quando considerados períodos distintos, de crise e retomada da atividade econômica. Também conseguiu identificar o risco das instituições, independentemente da composição dos seus portfólios.

As instituições Banco do Brasil, Bradesco, Caixa, Itaú e Safra tiveram um bom desempenho, apresentando de forma geral valores baixos e estáveis para as probabilidades de descumprimento.

As instituições Citibank, HSBC e Santander, todas de origens estrangeiras, apresentaram um desempenho mediano, com as probabilidades de descumprimento alcançando níveis entre 20% e 45%. Isso ocorre por valores não tão elevados de reservas de capital.

Os bancos BMG, Morada, Panamericano e Schahin apresentaram altos patamares de probabilidade de descumprimento e podem ser classificados em um grupo mais arriscado.

É importante ressaltar que os resultados obtidos são sensíveis às definições adotadas. Se outro critério de descumprimento fosse considerado seria esperado que os valores de probabilidade de descumprimento também sofressem alterações.

## 5 – TRABALHOS FUTUROS

O objetivo deste tópico é relacionar alguns pontos que poderiam ser construídos considerando premissas e conceitos distintos dos que foram adotados:

- no momento de gerar os 12 valores representativos para receitas e despesas, não foi utilizado uma visão prospectiva, ou seja, as simulações não consideraram cenários futuros, apenas replicações de comportamentos ocorridos no histórico. Um avanço nesta metodologia seria considerar previsões futuras de aumento/redução de receitas e despesas.
- também é possível gerar as faixas dos histogramas acumulados, presentes nas simulações, considerando aspectos além do tamanho amostral, como, por exemplo, medidas de posição e dispersão dos valores dentro de cada grupo.
- outro ponto interessante a ser explorado refere-se a relacionar variáveis macroeconômicas e estimativas da probabilidade de descumprimento. O resultado de uma instituição financeira é fortemente influenciado por fatores como a taxa de juros, taxas de câmbio, índices de preços, etc. Essas variáveis poderiam ser utilizadas como informações preditivas de modelos estatísticos para determinar a probabilidade de descumprimento de um banco.

## 6 – REFERÊNCIAS

- [1] BECK, Sergej; BLATH, Jochen; SCHEUTZOW, Michael. A new class of large claim size distributions: Definition, properties and ruin theory (2013)
- [2] VINSO, Joseph D. A determination of the risk of ruin (1974)
- [3] MIRANDA, João de Moraes. Um estudo sobre a probabilidade de default para bancos de médio e pequeno porte do Brasil (2013)
- [4] LEMOS, Silvia Regina Ribeiro. Probabilidade da ruína no mercado de seguros: fundamentos teóricos e alguns resultados de simulação (2008)
- [5] PEINADO, Jurandir; GRAEML, Alexandre Reis. Administração da produção: operações industriais e serviços. Curitiba: UnicenP, (2007)
- [6] DUFRESNE, François; GERBER, Hans U. Three Methods to Calculate the Probability of Ruin (1989)
- [7] SINKEY, Joseph, A multivariate statistical analysis of the characteristics of problem banks, Journal of Finance 30, 21-36 (1975)
- [8] MARTIN, Daniel, Early warning of bank failure, Journal of Banking and Finance 1, 249-276 (1977)
- [9] ROCHA, Fabiana, Previsão de falência bancária: um modelo de risco proporcional (1999)
- [10] HUI, C.H.; LO, C.F.; HUANG, M.X., Estimation of default probability by three-factor structural model (2003)
- [11] HALLING, Michael; HAYDEN, Evelyn, Bank failure prediction: a two-step survival time approach (2005)
- [12] PORATH, Daniel, Estimating probabilities of default for german savings banks and credit cooperatives (2006)
- [13] Banco Central do Brasil: <http://www.bcb.gov.br/>
- [14] Portal de contabilidade COSIF: <http://www.cosif.com.br/>
- [15] Comitê de Datação Ciclos econômicos da Fundação Getúlio Vargas: <http://portalibre.fgv.br/main.jsp?lumChannelId=4028808126B9BC4C0126BEA1755C6C93>
- [16] Ipeadata: <http://www.ipeadata.gov.br/>
- [17] Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística: <http://www.ibge.gov.br/>



## APÊNDICE A – PROBABILIDADE DE DESCUMPRIMENTO DOS BANCOS

| DATA  | BB   | BMG   | BRADESCO | CAIXA | CITIBANK | HSBC  | ITAÚ | MORADA | PANAMERICANO | SAFRA | SANTANDER | SCHAHIN |
|-------|------|-------|----------|-------|----------|-------|------|--------|--------------|-------|-----------|---------|
| 10/08 | 1,6% | 37,4% | 1,4%     | 0,1%  | 43,5%    | 24,3% | 0,1% | 77,0%  | 68,0%        | 0,5%  | 20,0%     | 20,2%   |
| 11/08 | 1,8% | 35,0% | 0,9%     | 0,1%  | 42,4%    | 28,7% | 0,2% | 76,3%  | 70,6%        | 1,9%  | 23,7%     | 24,5%   |
| 12/08 | 1,1% | 41,5% | 1,1%     | 0,1%  | 45,8%    | 29,1% | 1,2% | 72,9%  | 69,5%        | 1,6%  | 24,1%     | 42,0%   |
| 01/09 | 0,6% | 46,0% | 0,9%     | 0,1%  | 44,3%    | 26,7% | 0,9% | 72,4%  | 70,7%        | 2,5%  | 26,2%     | 41,4%   |
| 02/09 | 0,6% | 45,9% | 1,4%     | 0,1%  | 44,0%    | 27,7% | 0,0% | 72,4%  | 69,0%        | 3,0%  | 23,6%     | 43,6%   |
| 03/09 | 0,7% | 46,7% | 0,7%     | 0,0%  | 45,0%    | 32,1% | 0,1% | 78,2%  | 72,7%        | 1,0%  | 20,6%     | 46,1%   |
| 04/09 | 0,8% | 54,4% | 0,9%     | 0,0%  | 42,8%    | 33,2% | 0,1% | 72,2%  | 60,8%        | 1,3%  | 3,5%      | 34,8%   |
| 05/09 | 1,5% | 51,0% | 0,7%     | 0,0%  | 42,8%    | 33,3% | 0,2% | 53,5%  | 60,8%        | 1,3%  | 5,1%      | 35,7%   |
| 06/09 | 1,8% | 55,8% | 1,1%     | 0,1%  | 44,0%    | 36,3% | 0,3% | 58,0%  | 54,2%        | 0,9%  | 9,0%      | 32,1%   |
| 07/09 | 2,1% | 58,1% | 0,9%     | 0,2%  | 41,4%    | 33,7% | 0,4% | 60,3%  | 57,2%        | 0,5%  | 9,5%      | 33,3%   |
| 08/09 | 1,4% | 60,0% | 1,1%     | 0,4%  | 41,2%    | 36,1% | 0,4% | 55,7%  | 58,0%        | 1,4%  | 9,7%      | 33,8%   |
| 09/09 | 1,1% | 52,5% | 0,7%     | 0,1%  | 41,7%    | 32,3% | 0,3% | 47,3%  | 58,6%        | 2,1%  | 8,6%      | 34,1%   |
| 10/09 | 1,0% | 54,5% | 0,6%     | 0,2%  | 41,7%    | 33,0% | 0,4% | 46,7%  | 55,7%        | 0,9%  | 7,0%      | 35,8%   |
| 11/09 | 0,8% | 55,1% | 0,6%     | 0,2%  | 42,4%    | 34,6% | 0,5% | 43,5%  | 55,7%        | 1,6%  | 8,0%      | 35,9%   |
| 12/09 | 0,3% | 44,4% | 0,8%     | 0,7%  | 41,9%    | 33,5% | 0,7% | 37,6%  | 50,0%        | 1,1%  | 11,2%     | 29,2%   |
| 01/10 | 0,2% | 48,7% | 0,8%     | 0,2%  | 39,9%    | 32,3% | 0,3% | 33,9%  | 50,6%        | 0,9%  | 11,9%     | 30,2%   |
| 02/10 | 0,3% | 49,9% | 0,8%     | 0,4%  | 38,5%    | 33,1% | 0,3% | 28,9%  | 52,6%        | 1,6%  | 11,5%     | 30,1%   |
| 03/10 | 0,8% | 58,0% | 1,2%     | 0,9%  | 37,1%    | 31,7% | 0,6% | 22,1%  | 52,2%        | 1,3%  | 15,3%     | 28,6%   |
| 04/10 | 1,6% | 61,8% | 1,4%     | 1,3%  | 37,8%    | 34,7% | 0,5% | 19,7%  | 40,2%        | 0,7%  | 13,4%     | 33,1%   |
| 05/10 | 1,6% | 60,2% | 1,0%     | 1,4%  | 36,5%    | 36,0% | 0,6% | 18,0%  | 43,1%        | 1,2%  | 12,3%     | 32,9%   |
| 06/10 | 1,8% | 54,3% | 0,9%     | 1,6%  | 33,7%    | 35,8% | 0,5% | 62,1%  | 44,1%        | 0,4%  | 14,7%     | 34,4%   |
| 07/10 | 1,6% | 55,9% | 0,7%     | 1,6%  | 38,2%    | 36,1% | 0,6% | 63,0%  | 42,1%        | 0,4%  | 13,4%     | 37,2%   |
| 08/10 | 1,1% | 59,3% | 0,6%     | 2,1%  | 38,6%    | 37,4% | 0,6% | 61,9%  | 36,2%        | 0,9%  | 16,1%     | 35,1%   |
| 09/10 | 1,4% | 56,0% | 0,3%     | 1,1%  | 33,3%    | 33,2% | 0,3% | 66,1%  | 40,0%        | 0,4%  | 13,2%     | 29,1%   |
| 10/10 | 0,7% | 57,1% | 0,3%     | 1,9%  | 33,9%    | 33,7% | 0,3% | 66,1%  | 44,2%        | 0,2%  | 14,5%     | 26,3%   |
| 11/10 | 1,6% | 60,1% | 0,2%     | 2,3%  | 33,4%    | 32,5% | 0,4% | 67,2%  | 48,8%        | 0,3%  | 14,7%     | 26,5%   |
| 12/10 | 4,3% | 56,3% | 0,4%     | 7,9%  | 30,7%    | 39,4% | 0,4% | 68,9%  | 59,9%        | 0,5%  | 15,7%     | 33,4%   |
| 01/11 | 1,3% | 56,0% | 0,2%     | 4,0%  | 34,6%    | 37,5% | 0,6% | 67,9%  | 60,4%        | 0,5%  | 16,0%     | 39,2%   |
| 02/11 | 1,5% | 61,3% | 0,3%     | 3,6%  | 34,1%    | 38,5% | 0,5% | 61,5%  | 53,2%        | 0,2%  | 16,1%     | 45,6%   |
| 03/11 | 1,0% | 63,6% | 0,2%     | 3,2%  | 34,0%    | 37,1% | 0,3% | 61,5%  | 38,9%        | 0,2%  | 13,0%     | 49,8%   |
| 04/11 | 1,2% | 58,4% | 0,3%     | 3,3%  | 34,6%    | 37,3% | 0,2% | 77,3%  | 38,0%        | 0,0%  | 14,7%     | 52,9%   |
| 05/11 | 1,4% | 66,8% | 0,3%     | 2,4%  | 35,7%    | 36,6% | 0,3% | 76,0%  | 46,9%        | 0,0%  | 12,4%     | 52,5%   |
| 06/11 | 1,3% | 65,2% | 0,3%     | 3,7%  | 36,8%    | 33,4% | 0,5% | 73,3%  | 55,7%        | 0,0%  | 12,0%     | -       |
| 07/11 | 1,0% | 53,2% | 0,3%     | 0,8%  | 31,7%    | 34,5% | 0,4% | 74,0%  | 56,9%        | 0,0%  | 11,9%     | -       |
| 08/11 | 0,8% | 68,3% | 0,1%     | 1,2%  | 31,9%    | 32,6% | 0,3% | -      | 58,8%        | 0,1%  | 11,7%     | -       |
| 09/11 | 1,0% | 52,2% | 0,1%     | 1,1%  | 30,4%    | 33,0% | 0,3% | -      | 60,6%        | 0,1%  | 11,8%     | -       |
| 10/11 | 1,2% | 61,5% | 0,2%     | 1,5%  | 34,5%    | 33,7% | 0,3% | -      | 63,4%        | 0,0%  | 14,5%     | -       |
| 11/11 | 2,0% | 61,0% | 0,2%     | 2,7%  | 35,2%    | 32,0% | 0,2% | -      | 63,6%        | 0,2%  | 12,8%     | -       |
| 12/11 | 1,7% | 55,8% | 0,3%     | 6,0%  | 33,5%    | 36,9% | 0,3% | -      | 64,9%        | 0,4%  | 14,3%     | -       |

|       |      |       |      |      |       |       |      |   |       |      |       |   |
|-------|------|-------|------|------|-------|-------|------|---|-------|------|-------|---|
| v/12  | 1,4% | 57,3% | 0,2% | 2,4% | 35,5% | 36,3% | 0,2% | - | 63,0% | 0,2% | 14,5% | - |
| v/12  | 1,3% | 57,1% | 0,2% | 2,1% | 36,5% | 32,3% | 0,2% | - | 66,5% | 0,7% | 15,1% | - |
| iv/12 | 1,0% | 51,8% | 0,1% | 1,7% | 35,2% | 34,0% | 0,1% | - | 54,6% | 0,5% | 13,9% | - |
| r/12  | 0,6% | 53,6% | 0,1% | 1,0% | 31,8% | 36,0% | 0,1% | - | 61,3% | 0,8% | 13,8% | - |
| ii/12 | 0,9% | 54,8% | 0,3% | 1,7% | 34,2% | 35,3% | 0,1% | - | 53,2% | 0,4% | 15,2% | - |
| v/12  | 1,2% | 52,2% | 0,3% | 2,9% | 31,6% | 33,4% | 0,2% | - | 68,1% | 0,4% | 16,4% | - |
| v/12  | 0,8% | 51,2% | 0,2% | 1,3% | 33,0% | 33,6% | 0,1% | - | 70,7% | 0,4% | 15,8% | - |
| p/12  | 0,7% | 55,3% | 0,2% | 1,0% | 32,7% | 33,6% | 0,1% | - | 76,5% | 0,6% | 15,3% | - |
| v/12  | 0,7% | 58,0% | 0,2% | 0,4% | 30,1% | 34,5% | 0,1% | - | 75,3% | 0,2% | 17,9% | - |
| v/12  | 0,5% | 58,5% | 0,0% | 0,4% | 30,9% | 34,2% | 0,1% | - | 76,7% | 0,3% | 16,6% | - |
| ii/12 | 0,6% | 61,1% | 0,1% | 0,7% | 25,7% | 33,7% | 0,0% | - | 75,7% | 0,4% | 17,6% | - |
| v/12  | 0,6% | 63,2% | 0,1% | 1,6% | 25,8% | 34,1% | 0,0% | - | 80,6% | 0,0% | 20,0% | - |
| /13   | 0,8% | 63,1% | 0,0% | 1,6% | 22,3% | 31,1% | 0,1% | - | 81,9% | 0,0% | 19,0% | - |
| /13   | 0,6% | 69,3% | 0,0% | 1,5% | 27,4% | 31,7% | 0,0% | - | 81,8% | 0,0% | 18,3% | - |
| r/13  | 0,3% | 62,0% | 0,0% | 1,3% | 22,5% | 29,1% | 0,0% | - | 80,2% | 0,0% | 18,1% | - |
| /13   | 0,3% | 65,9% | 0,1% | 1,0% | 21,1% | 30,7% | 0,0% | - | 81,9% | 0,0% | 16,8% | - |



## APÊNDICE B – EXEMPLOS DE PROGRAMAÇÃO NO SOFTWARE RGui

O RGui é um software estatístico gratuito, disponível em <http://www.r-project.org/>, e com muitos colaboradores. Existe um pacote básico com funções simples e uma linguagem que permite ao próprio usuário desenvolver suas funções. Além disso, é possível instalar pacotes já desenvolvidos, com funções específicas de autoria dos colaboradores.

```
### Declarando vetores com as reservas iniciais de capital, receitas e
despesas
### As letras ilustram os valores mensais de cada uma das variáveis
reserva<-c(a, b, c, d, e, ...)
receitas<-c(aa, bb, cc, dd, ee, ...)
despesas<-c(aaa, bbb, ccc, ddd, eee, ...)

### Declarando índices para início e fim do loop, a partir de
outubro/2008
ini<-48
fim<-ini+54

### Criando um vetor para a probabilidade de descumprimento
### Neste caso com 55 posições
pd<-c(1:55)

### Criando um processo iterativo, para cada um dos meses de interesse
for (i in ini:fim) {
### Filtrando os 48 meses de interesse para posterior simulação
apoio_do<-c(despesas[i-47],
            despesas[i-46],
            despesas[i-45],
            despesas[i-44],
            despesas[i-43],
            despesas[i-42],
            despesas[i-41],
            despesas[i-40],
            despesas[i-39],
            despesas[i-38],
            despesas[i-37],
            despesas[i-36],
            despesas[i-35],
            despesas[i-34],
            despesas[i-33],
            despesas[i-32],
            despesas[i-31],
            despesas[i-30],
            despesas[i-29],
            despesas[i-28],
            despesas[i-27],
            despesas[i-26],
            despesas[i-25],
            despesas[i-24],
            despesas[i-23],
```

```

    despesas[i-22],
    despesas[i-21],
    despesas[i-20],
    despesas[i-19],
    despesas[i-18],
    despesas[i-17],
    despesas[i-16],
    despesas[i-15],
    despesas[i-14],
    despesas[i-13],
    despesas[i-12],
    despesas[i-11],
    despesas[i-10],
    despesas[i-9],
    despesas[i-8],
    despesas[i-7],
    despesas[i-6],
    despesas[i-5],
    despesas[i-4],
    despesas[i-3],
    despesas[i-2],
    despesas[i-1],
    despesas[i])
apoio_ro<-c(receitas[i-47],
    receitas[i-46],
    receitas[i-45],
    receitas[i-44],
    receitas[i-43],
    receitas[i-42],
    receitas[i-41],
    receitas[i-40],
    receitas[i-39],
    receitas[i-38],
    receitas[i-37],
    receitas[i-36],
    receitas[i-35],
    receitas[i-34],
    receitas[i-33],
    receitas[i-32],
    receitas[i-31],
    receitas[i-30],
    receitas[i-29],
    receitas[i-28],
    receitas[i-27],
    receitas[i-26],
    receitas[i-25],
    receitas[i-24],
    receitas[i-23],
    receitas[i-22],
    receitas[i-21],
    receitas[i-20],
    receitas[i-19],
    receitas[i-18],
    receitas[i-17],
    receitas[i-16],
    receitas[i-15],
    receitas[i-14],
    receitas[i-13],
    receitas[i-12],
    receitas[i-11],

```

```

    receitas[i-10],
    receitas[i-9],
    receitas[i-8],
    receitas[i-7],
    receitas[i-6],
    receitas[i-5],
    receitas[i-4],
    receitas[i-3],
    receitas[i-2],
    receitas[i-1],
    receitas[i])
### Ordenando o vetor de despesas operacionais e calculando a média
dos bins
apoio_do_1<-sort(apoio_do)
remove(apoio_do)
aux_d<-c(1:6)
aux_d[1]<-sum(apoio_do_1[1],      apoio_do_1[2],      apoio_do_1[3],
apoio_do_1[4],      apoio_do_1[5],      apoio_do_1[6],      apoio_do_1[7],
apoio_do_1[8])/8
aux_d[2]<-sum(apoio_do_1[9],      apoio_do_1[10],      apoio_do_1[11],
apoio_do_1[12],      apoio_do_1[13],      apoio_do_1[14],      apoio_do_1[15],
apoio_do_1[16])/8
aux_d[3]<-sum(apoio_do_1[17],      apoio_do_1[18],      apoio_do_1[19],
apoio_do_1[20],      apoio_do_1[21],      apoio_do_1[22],      apoio_do_1[23],
apoio_do_1[24])/8
aux_d[4]<-sum(apoio_do_1[25],      apoio_do_1[26],      apoio_do_1[27],
apoio_do_1[28],      apoio_do_1[29],      apoio_do_1[30],      apoio_do_1[31],
apoio_do_1[32])/8
aux_d[5]<-sum(apoio_do_1[33],      apoio_do_1[34],      apoio_do_1[35],
apoio_do_1[36],      apoio_do_1[37],      apoio_do_1[38],      apoio_do_1[39],
apoio_do_1[40])/8
aux_d[6]<-sum(apoio_do_1[41],      apoio_do_1[42],      apoio_do_1[43],
apoio_do_1[44],      apoio_do_1[45],      apoio_do_1[46],      apoio_do_1[47],
apoio_do_1[48])/8
### Ordenando o vetor de receitas operacionais e calculando a média
dos bins
apoio_ro_1<-sort(apoio_ro)
remove(apoio_ro)
aux_r<-c(1:6)
aux_r[1]<-sum(apoio_ro_1[1],      apoio_ro_1[2],      apoio_ro_1[3],
apoio_ro_1[4],      apoio_ro_1[5],      apoio_ro_1[6],      apoio_ro_1[7],
apoio_ro_1[8])/8
aux_r[2]<-sum(apoio_ro_1[9],      apoio_ro_1[10],      apoio_ro_1[11],
apoio_ro_1[12],      apoio_ro_1[13],      apoio_ro_1[14],      apoio_ro_1[15],
apoio_ro_1[16])/8
aux_r[3]<-sum(apoio_ro_1[17],      apoio_ro_1[18],      apoio_ro_1[19],
apoio_ro_1[20],      apoio_ro_1[21],      apoio_ro_1[22],      apoio_ro_1[23],
apoio_ro_1[24])/8
aux_r[4]<-sum(apoio_ro_1[25],      apoio_ro_1[26],      apoio_ro_1[27],
apoio_ro_1[28],

```

```

apoio_ro_1[29],      apoio_ro_1[30],      apoio_ro_1[31],
apoio_ro_1[32])/8
aux_r[5]<-sum(apoio_ro_1[33],      apoio_ro_1[34],      apoio_ro_1[35],
apoio_ro_1[36],
apoio_ro_1[37],      apoio_ro_1[38],      apoio_ro_1[39],
apoio_ro_1[40])/8
aux_r[6]<-sum(apoio_ro_1[41],      apoio_ro_1[42],      apoio_ro_1[43],
apoio_ro_1[44],
apoio_ro_1[45],      apoio_ro_1[46],      apoio_ro_1[47],
apoio_ro_1[48])/8
### Declarando vetores de apoio com 12 posições, uma para cada mês a
ser simulado
do<-c(1:12)
ro<-c(1:12)
### Realizando as 10 mil simulações
for (j in 1:10000) {
### Gerando números aleatórios e sorteando as médias dos bins
for (k in 1:12) {
a<-runif(1,0,1)
if (a <= 0.167) do[k]<-aux_d[1]
else if (a <= 0.333) do[k]<-aux_d[2]
else if (a <= 0.500) do[k]<-aux_d[3]
else if (a <= 0.667) do[k]<-aux_d[4]
else if (a <= 0.833) do[k]<-aux_d[5]
else do[k]<-aux_d[6]
a<-runif(1,0,1)
if (a <= 0.167) ro[k]<-aux_r[1]
else if (a <= 0.333) ro[k]<-aux_r[2]
else if (a <= 0.500) ro[k]<-aux_r[3]
else if (a <= 0.667) ro[k]<-aux_r[4]
else if (a <= 0.833) ro[k]<-aux_r[5]
else ro[k]<-aux_r[6]
}
### Verificando quando as despesas superam as receitas + reserva
inicial
resultado[j]<-reserva[i-47]-sum(do)+sum(ro)
if (resultado[j] < 0) resultado[j]<-1
else resultado[j]<-0
}
### Apurando a probabilidade de descumprimento de cada mês
pd[i-47]<-sum(resultado)/10000
}

```