

**FUNDAÇÃO INSTITUTO CAPIXABA DE PESQUISAS EM  
CONTABILIDADE, ECONOMIA E FINANÇAS – FUCAPE**

**RONALDO TRAPIÁ GARCIA**

**INDICADORES CONTÁBEIS E DE MERCADO TÊM PODER  
PREDITIVO DE CLASSIFICAÇÃO DE RISCO (*RATING*) DOS  
BANCOS NO BRASIL?**

**VITÓRIA**

**2016**

**RONALDO TRAPIÁ GARCIA**

**INDICADORES CONTÁBEIS E DE MERCADO TÊM PODER  
PREDITIVO DE CLASSIFICAÇÃO DE RISCO (*RATING*) DOS  
BANCOS NO BRASIL?**

Dissertação apresentada ao Programa de Pós Graduação em Ciências Contábeis, da Fundação Instituto Capixaba de Pesquisas em Contabilidade, Economia e Finanças (FUCAPE), como requisito parcial à obtenção do título de Mestre em Ciências Contábeis – Nível Profissionalizante, na área de concentração Finanças e Mercado Financeiro.

Orientador: Dr. Danilo Soares Monte-Mor

**VITÓRIA**

**2016**

**RONALDO TRAPIÁ GARCIA**

**INDICADORES CONTÁBEIS E DE MERCADO TÊM PODER  
PREDITIVO DE CLASSIFICAÇÃO DE RISCO (*RATING*) DOS  
BANCOS NO BRASIL?**

Dissertação apresentada ao Programa de Pós Graduação em Ciências Contábeis, da Fundação Instituto Capixaba de Pesquisas em Contabilidade, Economia e Finanças (FUCAPE), como requisito parcial à obtenção do título de Mestre em Ciências Contábeis – Nível Profissionalizante, na área de Finanças e Mercado Financeiro.

Aprovado em 16 de março 2016.

**COMISSÃO EXAMINADORA**

---

**PROF. DR. DANILO SOARES MONTE-MOR**  
Fundação Instituto Capixaba de Pesquisas em Contabilidade, Economia e  
Finanças (FUCAPE)  
Orientador

---

**PROF. DR. AZIZ XAVIER BEIRUTH**  
Fundação Instituto Capixaba de Pesquisas em Contabilidade, Economia e  
Finanças (FUCAPE)

---

**PROF. DR. FÁBIO MORAES DA COSTA**  
Fundação Instituto Capixaba de Pesquisas em Contabilidade, Economia e  
Finanças (FUCAPE)

Dedico este trabalho a todos os meus familiares, em especial ao meu Avô, Honorato.

## **AGRADECIMENTOS**

A Deus, por me permitir realizar mais um sonho.

À minha mãe, pelo amor incondicional.

À minha filha, por me apresentar o amor infinito, um novo mundo e uma nova maneira de enxergar a vida.

À minha esposa, Flávia, por me apoiar nesse sonho, por ser minha companheira, confidente, amante, melhor amiga, eterna namorada.

À minha sogra, Eliete, por toda ajuda nesse projeto, por cuidar com amor da minha princesa Maria Luiza.

A toda minha família, pela compreensão e pelo apoio, em especial ao meu tio Benito que sempre me incentivou ao estudo.

Ao orientador, professor Dr Danilo Monte-Mor, pelo incentivo, pela paciência e por conduzir este trabalho com muita dedicação e sabedoria.

Aos professores do curso, por seus ensinamentos durante as aulas que contribuíram significativamente com este trabalho.

*“Tudo posso Naquele que me fortalece.”*

(Filipenses: 4.13)

## RESUMO

A classificação de risco (*Rating*) é significativa para os bancos, pois o custo da dívida de novos empréstimos para uma instituição financeira torna-se mais caro quando sua classificação de risco (*rating*) sofre um rebaixamento. Este trabalho tem por objetivo analisar se os indicadores de mercado, de forma complementar aos indicadores contábeis, têm capacidade de antecipar alterações (*upgrades* ou *downgrades*) nas avaliações de classificação de risco (*Rating*) dos bancos no Brasil. Para essa análise, o método PROBIT foi aplicado a 13 bancos listados na bolsa de valores BM&F Bovespa, no período de 2010 a 2014. Os resultados encontrados sugerem que os indicadores de mercado Risco Soberano e Crescimento do PIB, quando associados aos indicadores contábeis ligados à Qualidade de Ativos, à Liquidez, ao Risco, ao Capital e à Rentabilidade têm poder preditivo para alterações da classificação de risco dos bancos no Brasil

**Palavras-chave:** *Rating*. Classificação de risco. Indicadores contábeis. Indicadores de mercado.

## **ABSTRACT**

The risk rating (Rating) is significant for the banks, because the cost of debt for new loans to the bank becomes more expensive when the risk classification (rating) of the bank suffers a downgrade. This study aims to assess whether the market indicators, as a complement to financial indicators, have the ability to anticipate changes (upgrades or downgrades) in the assessments of risk rating (Rating) of banks in Brazil. For this analysis the PROBIT method was applied to 13 banks listed on the BM & F Bovespa stock exchange in the period 2010 to 2014. The results suggest that the market indicators Sovereign Risk and GDP growth when combined with financial indicators related to Asset Quality , Liquidity risk, Capital and Profitability have predictive power for risk rating changes of banks in Brazil.

**Keywords:** Rating. Risk classification. Financial indicators. Market Indicators.

## LISTA DE TABELAS

Tabela 1: Maiores Bancos no Brasil.....	32
Tabela 2: Bancos Selecionados para a Pesquisa .....	34
Tabela 3: Alterações na Classificação de Risco.....	40
Tabela 4: Alteração de Perspectiva de Classificação de Risco.....	40
Tabela 5: Estatística Descritiva dos Indicadores Contábeis.....	41
Tabela 6: Resultados do Modelo Probit para Alterações de Upgrade.....	43
Tabela 7: Resultados do Modelo Probit para Alterações de Downgrade .....	46

## LISTA DE SIGLAS

ACR – Agência de Classificação de Risco

ANBIMA - Associação Brasileira das Entidades dos Mercados Financeiro e de Capitais

BACEN – Banco Central do Brasil

BANCOOB - Banco Cooperativo do Brasil S.A

BANESTES – Banco do Estado do Espírito Santo S.A

BANRISUL - Banco do Estado do Rio Grande do Sul S.A

BIII – Acordo de Basiléia III

BNDES - Banco Nacional de Desenvolvimento Econômico e Social

BRB – Banco de Brasília S.A

CMN – Conselho Monetário Nacional

FMI - Fundo Monetário Internacional

IBGE - Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística

IFRS - *International Financial Reporting Standards*

PIB – Produto Interno Bruto

SFN – Sistema Financeiro Nacional

# SUMÁRIO

<b>1 INTRODUÇÃO</b> .....	11
<b>2 REFERENCIAL TEÓRICO</b> .....	16
2.1 <i>RATING</i> E AGÊNCIAS DE CLASSIFICAÇÃO DE RISCO (ACRs) .....	16
2.2 O ACORDO DE BASILEIA X REGULAÇÃO DO SFN .....	19
2.3 INDICADORES CONTÁBEIS E DE MERCADO .....	21
2.4 PREVISÃO DE INSOLVÊNCIA PARA BANCOS .....	25
2.5 <i>RATINGs</i> x INDICADORES CONTÁBEIS E DE MERCADO .....	28
<b>3 METODOLOGIA</b> .....	32
3.1 PROCEDIMENTOS DE SELEÇÃO DA AMOSTRA E <i>DESING</i> EMPÍRICO .....	32
3.2 DADOS EMPÍRICOS E MODELO PROBIT .....	35
3.3 MENSURAÇÃO DE VARIÁVEIS .....	36
3.3.1 Variável dependente: Alteração de <i>Rating</i> .....	36
3.3.2 Variáveis independentes .....	37
<b>4 APRESENTAÇÃO DOS RESULTADOS</b> .....	39
4.1 ESTATÍSTICA DESCRITIVA .....	39
4.2 RESULTADO DO MODELO .....	43
<b>5 ANÁLISE DOS RESULTADOS</b> .....	48
<b>6 CONCLUSÃO</b> .....	50
<b>REFERÊNCIAS</b> .....	53

## Capítulo 1

### 1 INTRODUÇÃO

O *Rating* é um instrumento de análise do mercado financeiro que possibilita empresas e investidores qualificarem países, setores da economia e empresas, medindo riscos de investimento (IOANA, 2014; DISTINGUIN *et al.*, 2013; SHEN *et al.*, 2012; MATSUMOTO *et al.*, 2011). Dificilmente uma grande empresa ou um país consegue crédito junto aos investidores antes de ser avaliado por uma agência de classificação de risco (*Rating*) a respeito da sua capacidade de honrar os compromissos (PAPAIOANNOU, 2011; DAMASCENO *et al.*, 2008; ADAMS *et al.*, 2003). Especificamente para o mercado financeiro, o *Rating* tem uma importância significativa para os bancos, pois, este tem influência para tomada de empréstimos junto ao FMI e Banco Mundial (SOBREIRA, 2015) e, também, porque segundo Murcia *et al.* (2014), o custo da dívida de novos empréstimos e financiamentos torna-se mais caro quando a classificação de risco (*rating*) de um banco sofre um rebaixamento.

Nos países desenvolvidos, os estudos sobre previsão classificação de risco de crédito, em sua maioria, estão focados todos em dados contábeis. Assim, uma vertente da literatura recomenda o uso complementar de indicadores de mercado (BERGER *et al.* 2000; FLANNERY, 1998) para prever uma melhoria ou uma deterioração na classificação do *Rating* de um banco. Essas pesquisas demonstram que os dados de mercado aumentam significativamente o poder de previsão de modelos baseados exclusivamente em dados contábeis (CURRY *et al.*, 2008; KRAINER; LOPEZ, 2004; EVANOFF; WALL, 2001).

No entanto, nos mercados emergentes, a maioria dos estudos sobre previsão de falência de bancos que foram realizados em países asiáticos se concentram principalmente em alerta de crises de todo o sistema financeiro, principalmente após a crise financeira de 1997 (DEMIRGÜÇ-KUNT; DETRAGIACHE, 2000). Em outras palavras, esses estudos negligenciam a questão de prever a saúde financeira de bancos em nível individual, o que é crucial para supervisores e especialmente no âmbito do quadro regulamentar introduzido pelo Comitê de Basileia de Supervisão Bancária e Acordo de Basileia III (DISTINGUIN *et al.*, 2013).

Especificamente no Brasil, não foram apresentados modelos que relacionam os índices de mercado e contábeis com a previsão de mudanças de classificação de risco dos bancos. Há apenas estudos sobre previsão de falência dos bancos baseados em análises que envolvem o modelo *Z'-Score*, desenvolvido por Altman (1968), o qual foi inicialmente criado para mensurar riscos de insolvência, mas que consideram apenas os indicadores contábeis, que não possuem aspecto probabilístico na medida e que adotam critérios arbitrários, exigindo a normalidade das variáveis (MURCIA *et al.*, 2014; ALVES *et al.*, 2009; CASTRO JUNIOR, 2003).

O objetivo deste trabalho é analisar se os indicadores de mercado, de forma complementar aos indicadores contábeis, têm capacidade de antecipar alterações nas avaliações de classificação de risco (*Rating*) dos bancos no Brasil.

Em consonância com os resultados encontrados em Distinguin *et al.* (2013), os quais relatam que, para os bancos asiáticos, os indicadores contábeis em conjunto com os indicadores derivados de preços de mercado são capazes para prever *upgrades* e *downgrades* emitidos pelas agências de classificação de risco, espera-se que indicadores derivados de dados de mercado associados aos

indicadores contábeis sejam também capazes de prever mudanças emitidas pelas agências de classificação de risco (ACRs) para os bancos no ambiente brasileiro.

As informações sobre alterações de classificação de risco são relevantes para atual o momento brasileiro, de recessão técnica em 2015, com uma retração, de acordo com o Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE), de 3,8% ao final do ano de 2015, por conta da instabilidade política que gera instabilidade financeira e deficiências nas empresas, inclusive nas instituições bancárias. E isso tem efeito direto no *Rating* do país e das empresas, principalmente do setor financeiro (AREZKI *et al.*, 2011). Além disso, este estudo é relevante por conta da especificidade do mercado financeiro brasileiro, que possui características distintas dos países desenvolvidos, nos quais pesquisas semelhantes foram desenvolvidas. Por exemplo, o Brasil tem um mercado de ações menor, empresas com controle mais concentrado, grandes bancos com controle direto do governo federal e uma regulação muito rígida (MURCIA *et al.*, 2014).

Para tornar possível a análise quanto à verificação se os indicadores de mercado, de forma complementar aos indicadores contábeis, têm capacidade de antecipar alterações nas avaliações de classificação de risco (*Rating*) dos bancos no Brasil, foi aplicado o modelo de regressão logística PROBIT binomial para 13 bancos listados na BM&F Bovespa, no período de 2010 a 2014. Esta pesquisa segue a tendência de estudos já realizados em outros continentes como: o estudo de Curry *et al.* (2008), o qual buscou capturar deteriorações em bancos nos EUA; o estudo de Gropp *et al.* (2006), que buscou prever falências dos bancos europeus; e o estudo de Distinguin *et al.* (2013), que realizou a previsão de alteração de *rating* para bancos asiáticos.

Os indicadores contábeis foram agrupados em 4 (quatro) grupos: Qualidade de Ativos; Liquidez; Capital e Rentabilidade; e Risco, que constam na metodologia de avaliação das agências de *Rating* Moody's (2016), Fitch (2015), Standard & Poor's (2011). Os indicadores de mercado foram os índices derivados de preços de mercado dos bancos (DISTINGUIN *et al*, 2013), do crescimento do PIB do Brasil e da alteração de classificação risco soberano (MOODY'S, 2016; FITCH, 2015; STANDARD & POOR'S, 2011).

Este trabalho justifica-se pela apresentação de evidências de variáveis que têm potencial para antecipar a alteração na classificação de risco (*Rating*) de um banco. Nesse sentido, a relevância da pesquisa pode ser analisada sob três óticas: para os investidores, a pesquisa antecipa, segundo Papaioannou (2011), informações que auxiliam na decisão de comprar, de manter ou de vender títulos; para os bancos, a importância se dá por apresentar informação que têm potencial para justificar a elevação ou a redução da taxa de juros cobrada pelos credores (GULLO, 2014); e, por fim, para os credores, a relevância se dá por prever mudanças no risco de crédito das empresas (IOANA, 2014).

Para o mercado financeiro, o *Rating* tem uma importância significativa para os bancos, pois, a obtenção de novos empréstimos junto ao FMI e ao Banco Mundial depende da adoção ao acordo Basileia III, que utiliza a classificação de risco (*Rating*) dos bancos emitida pelas ACRs na apuração do risco de crédito dos bancos (SOBREIRA, 2015). Por isso, na última atualização do acordo de Basileia, o Basileia III, fica evidenciada a preocupação mundial com a probabilidade de insolvência dos bancos, pois o foco das alterações está dividido em três pontos: limitação à alavancagem; exigência de percentuais de liquidez; e debate sobre a pró-ciclicidade (BRASLINS; AREFJEVS, 2013). Como o Brasil já possui uma regulação rigorosa

para a atuação dos bancos e adota as recomendações do Basileia III, existe grande interesse em verificar quais são os principais fatores para determinação de um *Rating* (PINHEIRO *et al.*, 2015).

Além disso, este trabalho pode ser relevante porque, segundo Elkhoury (2008), a classificação de risco de uma empresa possibilita a redução da assimetria informacional existente entre investidores e empresas. Ainda mais quando os riscos associados a uma instituição são quantificados, a análise do investimento é facilitada (ELKHOURY, 2008).

A pesquisa está estruturada da seguinte forma: a seção 2 apresenta o referencial teórico, em que são tratados os itens *rating* e agências de classificação de risco, o acordo de Basileia III, a Regulação do SFN (Sistema Financeiro Nacional), os indicadores contábeis e de mercado, e os modelos de previsão de insolvência e modelos de previsão de *Rating* de estudos anteriores realizados no Brasil e no exterior. Na seção 3, é apresentada a metodologia utilizada nesta pesquisa. Assim, serão apresentados: a amostra, a fonte dos dados, os indicadores contábeis e de mercado selecionados e o modelo PROBIT. Na seção 4, é realizada a apresentação dos dados. A análise dos resultados será realizada na seção 5. E por fim, a seção 6 é destinada às considerações finais desta pesquisa.

## Capítulo 2

### 2 REFERENCIAL TEÓRICO

#### 2.1 *RATING* E AGÊNCIAS DE CLASSIFICAÇÃO DE RISCO (ACRS)

O sistema de classificação de risco (*Rating*) é um processo completo que envolve uma análise da força financeira e da exposição ao risco de cada banco e uma análise do potencial suporte de governos (MOODY'S, 2016; FITCH, 2015; STANDARD & POOR'S, 2011). A classificação de risco possibilita investidores e empresas analisarem setores da economia medindo riscos de investimento (SHEN *et al*, 2012). Além disso, a utilização de medidas eficazes para estimar o risco de insolvência podem ser importantes ferramentas para a tomada de decisões de financiamento e de investimento (SANFINS; MONTE-MOR, 2014).

Segundo Matsumoto *et al.* (2011), para a elaboração do *Rating*, as ACRs realizam visitas as empresas e os países avaliados, fazendo reuniões com os gestores, cujo objetivo é discutir os planos financeiros, operacionais e estratégias de atuação da empresa.

De acordo com Pennartz e Snoeij (2012), as ACRs contribuem com o sistema financeiro na medida em que reduzem a assimetria de informação, por meio de suas publicações sobre o Ratings das empresas e países que são analisados periodicamente. O mercado financeiro utiliza essas avaliações para mensurar a exposição ao risco e para uma análise sobre o risco de *default* das empresas (CANTOR; PACKER, 1996).

De acordo com Hill (2004), em 1909, foi criada a primeira agência de classificação nos EUA. Essa empresa foi a origem da atual Moody's Investor

Service. A criação dessas empresas ocorreu porque as indústrias precisavam alavancar o seu capital para novos investimentos e, portanto, buscavam investidores para esses projetos. Esses investidores utilizavam as agências para auxiliar na análise de risco e benefícios envolvidos na negociação (HILL, 2004).

A empresa Standard & Poor's, apesar de ter sido criada em 1860, somente em 1941, ganhou o formato como é conhecida atualmente e, no Brasil, a atuação iniciou-se em 1992 (STANDARD & POOR'S, 2015). Até o final de 2014, a agência Standard & Poor's atribuiu 2255 *ratings* a 252 empresas e governos (STANDARD & POOR'S, 2015).

A Fitch Ratings foi criada em 1924, sendo que, inicialmente, publicava dados estatísticos financeiros. De acordo com Fitch (2015), foi fundada em 1913, por John Knowles Fitch, como Fitch Publishing Company que objetivava a publicação de dados estatísticos financeiros, em seu início. Somente em 1924, criou a escala de ratings (de "AAA" a "D") para atender à demanda crescente de análises independentes para o mercado de valores mobiliários nos EUA (FITCH, 2015).

Em 2015, as três maiores empresas de classificação de risco (*Rating*) do mundo eram: Fitch, Moody's, e Standard & Poor's (DISTINGUIN *et al.*, 2013). Para que um país possa ser classificado com grau de investimento, é necessário que pelo menos duas dessas três empresas considerem o país bom pagador, caso contrário, o país é classificado no grau de especulação (GAILLARD, 2014).

Conforme relata Damasceno *et al.* (2008), dificilmente uma grande empresa consegue crédito de investidores sem ter passado pela avaliação de uma dessas empresas de *rating* a respeito da sua capacidade de honrar os compromissos. Os

autores ressaltam, também, que taxas de juros cobradas para esses empréstimos e financiamentos estão diretamente ligadas a essa classificação.

O Quadro 1 apresenta a classificação de risco utilizada por cada uma das três agências. Nesse quadro, observa-se que, apesar de algumas diferenças quanto à nomenclatura, a tendência na avaliação quanto ao risco é semelhante. As escalas estão divididas em quatro blocos para o risco.

CLASSIFICAÇÃO DAS AGÊNCIAS DE RISCO			
Fitch Ratings	Standard & Poor's	Moody's	Significado na escala
AAA	AAA	Aaa	Grau de investimento com qualidade alta e baixo risco
AA+	AA+	Aa1	
AA	AA	Aa2	
AA-	AA-	Aa3	
A+	A+	A1	
A	A	A2	
A-	A-	A3	
BBB+	BBB+	Baa1	Grau de investimento, qualidade média.
BBB	BBB	Baa2	
BBB-	BBB-	Baa3	
BB+	BB+	Ba1	Categoria de Especulação, baixa classificação.
BB	BB	Ba2	
BB-	BB-	Ba3	
B+	B+	B1	
B	B	B2	
B-	B-	B3	
CCC	CCC+	Caa1	Risco alto de inadimplência e baixo interesse.
CC	CCC	Caa2	
C	CCC-	Caa3	
RD	CC	Ca	
D	C	C	
	D		

Quadro 1: Escala de Ratings  
Fonte: Autoria Própria

O nível mais alto apresenta grau de investimento com qualidade elevada e baixo risco. Os países e empresas enquadrados nesse nível são considerados bons pagadores e possuem menor probabilidade de inadimplência (IOANA, 2014). O segundo nível representa o grupo que possui qualidade média para investimento, entretanto ainda são considerados bons pagadores. Apesar de ser um segundo nível, atingi-lo é muito importante para uma empresa ou um país, pois ser considerado bom pagador pelas empresas de *rating* atrai investidores externos e reduz a taxa de juros cobrada nos empréstimos e financiamentos tomados pelas empresas e países, de acordo com Kerstein e Kozberg (2013)

No terceiro grupo, as empresas e nações são classificadas com o nível de especulação e são consideradas como maus pagadores. Nesse grupo, existe um risco de inadimplência e, por conta disso, as taxas de pagas para os investidores são elevadas (HILL, 2004). Essas classificações têm papel importante no Acordo Basileia III e, por isso, a próxima seção descreve a implantação do acordo no Brasil.

## 2.2 O ACORDO DE BASILEIA X REGULAÇÃO DO SFN

A saúde financeira dos bancos tem sido assunto de grande interesse mundial desde a década de 1980 (DELAHAYE, 2011). Ainda de acordo com o autor, a adoção do Acordo de Basileia pelo Comitê de Basileia de Supervisão Bancária ("Comitê de Basileia"), em 1988 ("Basileia I"), estabeleceu o primeiro conjunto internacionalmente aplicável de padrões de adequação de capital para os bancos e foi implementado por vários reguladores bancários nacionais ao redor do mundo. Basileia I foi seguido em junho de 2004 por uma nova versão, o Acordo de Basileia II ("Basileia II"), que, por meio das classificações externas de crédito com base na abordagem padronizada para bancos, dava maior ênfase em um risco

individualizado, ou seja, o montante da reserva de capital exigido de cada instituição tornou-se mais específico.

Em 16 de dezembro de 2010, o acordo Basileia III foi publicado oficialmente pelo Comitê de Basileia e tem por objetivo: preparar o sistema financeiro para períodos de crises; diminuir perdas de crises bancárias; apoiar o crescimento sustentável (BACEN, 2013). As revisões de Basileia III para o Acordo de Basileia estão centradas essencialmente na elevação da qualidade e da quantidade do capital, a redução da alavancagem e da pró-ciclicidade, e na melhoria de gestão de liquidez. As principais mudanças introduzidas pelo Basileia III foram: a elevação da quantidade e da qualidade do capital regulamentar mantido por instituições financeiras, medida que pretende diminuir a probabilidade e a gravidade de eventuais crises bancárias; a introdução dos índices de liquidez; a introdução do índice de alavancagem (ANBIMA, 2015; BACEN, 2013).

Assim, nessa atualização do acordo, fica evidenciada a preocupação mundial com a probabilidade de insolvência dos bancos, pois o foco das alterações está dividido em três pontos: limitação à alavancagem; exigência de percentuais de liquidez; e debate sobre a redução da prociclicidade. Além disso, o Basileia III permite aos bancos que façam suas análises de risco de crédito, mas determina que a classificação das ACRs tenha o maior peso na apuração do risco de crédito (BRASLINS; AREFJEVS, 2013). A adoção ao acordo passou a ser exigida pelo Banco Mundial e pelo Fundo Monetário Internacional (FMI) para a concessão de empréstimos (SOBREIRA, 2015).

A implantação do acordo de Basileia III no Brasil foi divulgada pelo Banco Central do Brasil (BACEN) e pelo Conselho Monetário Nacional (CMN) em

01/03/2013, por meio de um conjunto de 4 (quatro) resoluções e de 15 (quinze) circulares (BACEN, 2013). Denominadas Basileia III (BIII), as novas regras visam à ampliação da resiliência e da solidez dos bancos, e elas têm o objetivo de melhorar a capacidade das instituições financeiras de adaptar-se aos períodos de turbulência do mercado financeiro, fortalecendo a estabilidade do Sistema Financeiro Nacional (SFN) e promovendo o crescimento sustentável da economia (ANBIMA, 2015).

O Basileia III apresenta um desafio aos bancos brasileiros, que necessitarão capitalizar-se até 2022, prazo final para adequação, para atender às obrigações listadas no acordo (PINHEIRO *et al.*, 2015), além de manter bons índices de liquidez e de alavancagem que são exigidos pelo acordo e pelas agências de classificação de risco, cujos *ratings* continuam tendo papel relevante no Basileia III e cujas avaliações consideram esses índices em sua metodologia para a emissão da classificação de risco (DA SILVA, 2015).

A próxima seção apresenta os principais indicadores contábeis e de mercado utilizados pelas agências de classificação de risco.

## 2.3 INDICADORES CONTÁBEIS E DE MERCADO

Para a determinação de um *rating*, de acordo com a Standard & Poor's (2009), a probabilidade de *default* é a dimensão mais relevante da qualidade de crédito, por isso, nas definições de classificação de risco (*Rating*), atribui-se a essa probabilidade de insolvência a maior importância.

Além da probabilidade de *default*, são considerados itens secundários da qualidade de crédito: prioridade de pagamento, recuperação e estabilidade de crédito, sendo que estes podem se tornar elementos fundamentais na aplicação de

definições de *rating* no desenvolvimento de critérios para situações específicas dos bancos (STANDARD & POOR'S, 2009).

Os principais índices contábeis utilizados para a análise de instituições financeiras estão divididos em quatro grupos: Qualidade de Ativos; Liquidez; Capital e Rentabilidade; Risco (MOODY'S, 2016; FITCH, 2015; STANDARD & POOR'S, 2011). Para cada um destes grupos, foram escolhidos indicadores contábeis que podem ter poder preditivo de classificação de risco e que constam como representantes destes grupos nas metodologias de *Rating* para bancos das três principais ACRs. Assim, foram escolhidos os indicadores: Provisão para perdas com empréstimos / Empréstimos a clientes (Qualidade de Ativos); Novos Empréstimos a clientes / Depósitos de clientes (Liquidez); ROE (*Return on equity*) – Retorno sobre o patrimônio líquido e Patrimônio Líquido Ajustado (Capital e Rentabilidade); Crescimento do crédito a clientes (Risco).

O retrato financeiro de um banco, que pode periodicamente ser estudado pela análise de seus principais indicadores financeiros, é relevante, uma vez que possibilita uma poderosa indicação de como o banco vem se desenvolvendo nas principais dimensões da situação creditícia (FITCH, 2015). Em muitos aspectos, os dados financeiros são resultado do ambiente operacional do banco, do modelo de negócios e dos objetivos e da execução da estratégia (DISTINGUIN *et al.*, 2013).

O primeiro grupo, Qualidade de Ativos, apresenta impacto no *rating*, pois, de acordo com a metodologia da Fitch (2015), a maioria dos ativos de bancos é contabilizada pelo custo amortizado menos provisões para perdas, assim os ativos com baixo desempenho podem afetar negativamente o capital do banco. Nesse caso, considera-se que concentrações elevadas, em termos geográficos, por

produto ou por segmento de clientes, expõem um banco a riscos e serão, provavelmente, fatores negativos para o *rating*. Portanto, o foco da ACR é determinar se o capital do banco será provavelmente afetado negativamente devido aos níveis inadequados de cobertura pelas reservas.

No segundo grupo, Liquidez, os *ratings* são afetados pela liquidez de forma negativa quando existe uma dependência indevida de captação de recursos pelo banco junto ao banco central do país. Entretanto uma liquidez forte em determinado momento não garante um *rating* elevado, já que a esse item é avaliado ao longo de vários períodos (MOODY'S, 2016; FITCH, 2015; STANDARD & POOR'S, 2011). Para o grupo Capital e Rentabilidade, a Fitch (2015) ressalta que as perspectivas de resultado de um banco são muito relevantes para o *rating*, principalmente porque resultados ruins podem gerar desconfiança do mercado. A rentabilidade baixa pode indicar que o banco não é sustentável no longo prazo, o que é um ponto negativo para o *rating* (MOODY'S, 2016; FITCH, 2015; STANDARD & POOR'S, 2011). O grupo Risco apresenta o nível do apetite por risco estabelecido do banco, que é uma consideração importante na atribuição do *rating*. A sua avaliação verifica se as metas de lucro e de crescimento parecem proporcionais ao nível de risco estabelecido.

Já os indicadores de mercado, de acordo com Gropp *et al.* (2006), são capazes de prever rebaixamentos pelas agências de classificação de risco. Os autores utilizaram como indicadores de mercado índices derivados de preços de mercado para bancos europeus em períodos relativamente longos. As variáveis como a diferença entre o logaritmo natural do preço de mercado e de sua média móvel, retorno acumulado e retornos anormais cumulativos são capazes de capturar

os efeitos de choques ou a presença de retornos anormais (DISTINGUIN *et al.*, 2013).

Um outro indicador de mercado é o risco soberano que apresenta a classificação de *rating* do país e possui grande relevância na metodologia para a classificação de risco dos bancos (MOODY'S, 2016; FITCH, 2015; STANDARD & POOR'S, 2011). A crise financeira global de 2008 demonstrou a estreita relação entre o risco de crédito soberano e do setor bancário, de acordo com Correa *et al.* (2014). Os autores verificaram que o risco de crédito soberano pode afetar os bancos por meio de três mecanismos. Primeiramente, a condição fiscal do governo poderia impactar diretamente a atividade econômica doméstica, que por sua vez afeta a demanda por serviços financeiros. Por exemplo, o aumento dos impostos poderia reduzir o investimento e o consumo, pressionando assim a demanda por empréstimos. Segundo, os bancos em todo o mundo tendem a manter volumes substanciais de dívida pública doméstica em suas carteiras. Por fim, os governos são, geralmente, dispostos a apoiar os bancos para evitar seu fracasso, em particular aqueles que são considerados como "grandes demais para quebrar" ou sistemicamente importantes. Assim, um rebaixamento do *rating* soberano lança dúvidas a capacidade do governo para apoiar bancos em falência.

Para verificação da situação econômica do país, o PIB (Produto Interno Bruto) é um indicador relevante, pois ele apresenta o quanto a nação acumulou de riqueza em um determinado período. Caso a variação do PIB em um ano seja positiva considera-se que houve crescimento caso contrário recessão (SOUZA *et al.*, 2015).

Na próxima seção, serão apresentados os principais modelos de previsão de insolvência de bancos desenvolvidos no Brasil e no exterior, os quais estão baseados em indicadores contábeis e de mercado.

## 2.4 PREVISÃO DE INSOLVÊNCIA PARA BANCOS

O primeiro trabalho sobre a previsão de falência que consta na literatura foi realizado por Fitzpatrick em 1932. Entretanto, somente três décadas após a publicação desse trabalho, modelos foram desenvolvidos para tentar antecipar a insolvência de uma empresa (LINS; 2010).

Os primeiros estudos sobre previsão de insolvência para bancos foram realizados nos EUA, na década de 1970. Meyer e Pifer (1970) selecionaram uma amostra de bancos norte-americanos que abriram falência entre 1948 e 1965, fizeram uma análise de dados bancários entre um e três anos antes da ocorrência da falência de cada banco e criaram um modelo de previsão de insolvência bancária utilizando análise discriminante (ALVES *et al.*, 2009). Sinkey (1975) relacionou as informações mais relevantes sobre os bancos que abriram falência entre 1969 e 1972, nos EUA, em um estudo que comparou 110 bancos solventes e 110 bancos insolventes. Para realizar o estudo, o autor utilizou análise discriminante e concluiu que a qualidade dos empréstimos e a rentabilidade são bons indicadores para diferenciar bancos problemáticos e bancos com boa saúde financeira (AVKIRAN; CAI, 2012).

Em uma comparação entre as técnicas de regressão logística e análise discriminante, Martin (1977) selecionou 5598 bancos, sendo 5575 com boa saúde financeira e 23 falidos, encontrando como principal indicador de falência lucro líquido

sobre o ativo (ALVES *et al.*, 2009). Os estudos desenvolvidos por Lane, Looney e Wansley (1986) e Whalen *et al.* (1991) focaram no modelo de riscos proporcionais de Cox, sendo que Whalen *et al.* (1991) analisou bancos norte-americanos em uma amostra com todos os bancos que faliram entre 1987 e 1990 e mais 1500 selecionados de forma aleatória, e concluiu que o ROA (resultado líquido sobre o total de ativos) tem um poder preditivo de insolvência (WHALEN *et al.*, 1991).

As primeiras pesquisas sobre previsão de insolvência de bancos realizadas no Brasil ocorreram na década de 1990. O primeiro estudo foi realizado por Matias e Siqueira (1996), em uma amostra com 20 bancos solventes e 16 bancos que sofreram liquidação ou intervenção do Banco Central do Brasil, no período de julho de 1994 a março de 1995. O modelo foi finalizado em maio de 1995 e intitulado Modelo de Previsão de Insolvência Bancária (MATIAS; SIQUEIRA, 1996). Segundo os autores, a metodologia utilizada foi Análise de Regressão Logística, e o resultado apresentou como preditores de insolvência: custo administrativo; comprometimento do patrimônio líquido com créditos em atraso e liquidação; e evolução da captação de recursos.

Um estudo para previsão de quebra de banco utilizando o modelo de risco proporcional de Cox foi realizado por Rocha (1999). Nesse estudo, a autora buscou diferenciar-se de estudos anteriores fornecendo informação sobre o prazo para a quebra do banco. Para o estudo, a autora selecionou o período entre julho de 1994 e dezembro de 1995, sendo uma amostra formada por 15 bancos que foram fechados ou sofreram intervenção durante esse período e os 17 maiores bancos privados do país. Rocha (1999) escolheu como variáveis: margem líquida, alavancagem e captação total. A autora concluiu que, apesar do bom desempenho, o modelo necessita de ajustes.

Após esses estudos realizados com modelos separados, Janot (2001) realizou um trabalho examinando a eficácia dos dois modelos: regressão logística; e risco proporcional de Cox no Brasil no período de 1995 a 1996. Para a pesquisa, o autor utilizou 21 bancos que se tornaram insolventes nos anos de 1995 e 1996 e um grupo de 40 bancos solventes. O autor concluiu que os modelos produzem estimativas próximas da probabilidade de um banco se tornar insolvente, e que a insolvência bancária no Brasil é passível de ser verificada com antecedência. Apontam também indicadores de capital, de ativos e de rentabilidade para a estimação de insolvência dos bancos.

Em seu estudo, Alexandre, Canuto e Silveira (2003) apontaram as especificidades dos bancos atacadistas no Brasil na década de 1990. Os autores selecionaram 15 bancos atacadistas insolventes e 33 bancos atacadistas com boa saúde financeira no período de julho de 1994 e dezembro de 1996. Alexandre, Canuto e Silveira (2003) concluíram que, para bancos atacadistas, os indicadores de custos com intermediação financeira e de capital de giro são relevantes, o que diferenciou totalmente a pesquisa dos estudos anteriores.

Em um trabalho semelhante ao estudo realizado por Alexandre, Canuto e Silveira (2003), Corrêa, Costa e Matias (2006) realizaram uma pesquisa sobre previsão de insolvência para bancos privados brasileiros comerciais ou múltiplos de pequeno porte. Nesse estudo, os autores consideraram 37 bancos solventes e 39 bancos insolventes de pequeno porte no período de 1994 a 2005 e concluíram que os bancos de pequeno porte insolventes no Brasil: têm taxas de inadimplência maiores; menor liquidez; alto custo de pessoal; e rentabilidade do ativo menor (CORRÊA; COSTA; MATIAS, 2006).

O trabalho mais recente sobre a previsão de insolvência de bancos no Brasil foi realizado por Alves *et al.* (2009). Nesse estudo, os autores analisaram a sobrevivência dos bancos privados no Brasil com o objetivo de identificar os principais indicadores financeiros que possibilitam explicar a insolvência destes bancos. Para tanto, os autores utilizaram um total de 70 bancos privados no Brasil, sendo 37 solventes e 33 insolventes para o período de 1994 a 2007. Eles concluíram que os indicadores exigibilidades tributárias e trabalhistas, liquidez, margem operacional, participação de receitas com operações de crédito e arrendamento mercantil têm poder preditivo para a insolvência bancária no Brasil.

Como pode ser observado nos estudos anteriores sobre insolvência no setor bancário do Brasil, não existe um grupo fechado de indicadores contábeis e de mercado que possua poder preditivo de insolvência bancária, para cada tamanho e tipo de banco, para cada tipo de método de análise e, principalmente, para cada período e amostra analisados (ALVES *et al.*, 2009; CORRÊA; COSTA; MATIAS, 2006; JANOT, 2001). No próximo capítulo, são apresentados os estudos anteriores que relacionam os indicadores contábeis e de mercado com a classificação de risco (*Rating*).

## 2.5 RATINGS X INDICADORES CONTÁBEIS E DE MERCADO

Para a determinação do *rating* de um banco, os dados contábeis e os indicadores de mercado são informações relevantes para o processo (STANDARD & POOR'S, 2011; FITCH, 2015; MOODY'S, 2016). Estudos realizados nos EUA apontam uma dependência acentuada das classificações de risco emitidas pelas ACRs em relação aos indicadores contábeis e de mercado. As primeiras pesquisas

realizadas nos EUA que utilizaram informações contábeis para mensurar *rating* ocorreram nos anos 1950 (SYLLA, 2002).

O primeiro estudo foi realizado por Hickman (1958), que encontrou uma relação positiva entre indicadores contábeis e classificação de risco. Corroborando esse estudo, Horrigan (1966), incorporando seis variáveis financeiras presentes na metodologia da Moody's, alcançou uma precisão cerca de 58% para a classificação emitida por essa ACR para empresas de grande porte nos EUA e uma precisão de aproximadamente 52% para a classificação da S&P, (SHEN *et al.*, 2012). Pogue e Soldofsky (1969) e West (1970), além de verificarem uma relação positiva, transformaram as escalas das ACRs que utilizam conjuntos de letras em escalas numéricas para as classificações de risco e regrediram esses números em dados contábeis e em outras variáveis de mercado, tais como valor de mercado de títulos como variável explicativa, melhorando a precisão da previsão de *ratings* da Moody's de 58% para 62%, (BLUME; LIM; MACKINLAY, 1998).

Seguindo essa tendência, Pinches e Mingo (1975) e Altman e Katz (1976) utilizaram a análise discriminante no lugar da análise de regressão para relacionarem as escalas com os dados das empresas. Kaplan e Urwitz (1979) empregam um modelo Probit ordenado e, também, concluíram que os dados disponíveis publicamente podem prever, com um grau razoável de precisão, classificações de *rating* (BLUME; LIM; MACKINLAY, 1998).

Estudos mais recentes comprovaram que, além dos dados contábeis, os dados de mercado têm forte influência para a determinação do *rating*. Por exemplo, Blume *et al.* (1998) verificaram que os dados contábeis e dados de risco de mercado foram variáveis determinantes para classificações das grandes empresas. Da

mesma forma, Estrella *et al.* (2000) examinaram o poder preditivo de índices de Capital de falências de bancos norte-americanos e encontraram uma forte ligação entre os índices de capital e as avaliações de *rating*, de modo que o balanço e os dados de tamanho poderiam replicar a maior parte dos *ratings* da S&P (SHEN *et al.*, 2012). Tabakis e Vinci (2002) analisaram as classificações de S&P, da Moody's e da Fitch relacionadas com 67 bancos europeus e descobriram que as avaliações das agências dependem de informações do balanço, do país de constituição, e da especialização do banco (LAZARIDES; DRIMPETAS, 2015).

No Brasil, entretanto, não foram apresentados modelos que relacionam os índices de mercado e contábeis com a previsão de mudanças de classificação de risco dos bancos. Em outros países, já foram desenvolvidos estudos que buscam responder ao questionamento desta pesquisa. Distinguin *et al.* (2013) desenvolveram uma pesquisa para bancos asiáticos utilizando o modelo *Logit* que analisa o quão precisos podem ser esses índices para prever a mudança de *rating* dos bancos.

Seguindo os resultados encontrados em: Gropp *et al.* (2006), os quais relataram que, para os bancos europeus, os indicadores derivados de preços de mercado são capazes para prever rebaixamentos emitidos pelas ACRs sobre horizontes de tempo relativamente longos; Curry *et al.* (2008), que concluíram que as variáveis do mercado de ações podem fornecer informações oportunas e adicionar valor aos modelos contábeis que predizem mudanças no *rating* tanto para *upgrade* quanto para *downgrade* dos bancos norte-americanos; e Distinguin *et al.* (2013), cujos resultados indicam que ambos indicadores contábeis e de mercado são os indicadores úteis, mas são mais eficazes na previsão de atualizações de

rebaixamentos, especialmente para grandes bancos asiáticos, formula-se a seguinte hipótese:

H1: Indicadores de mercado associados aos dados contábeis são capazes de prever mudanças pelas agências de classificação de risco no ambiente brasileiro.

## Capítulo 3

### 3 METODOLOGIA

#### 3.1 PROCEDIMENTOS DE SELEÇÃO DA AMOSTRA E *DESING* EMPÍRICO

Para a pesquisa, inicialmente, foram escolhidos 13 (treze) bancos listados na bolsa de valores BM&F Bovespa que constam no grupo dos maiores bancos apresentados no relatório “*Top Brazilian Banks*”, divulgado pela Standard & Poor’s em junho de 2014. A tabela 1 apresenta a lista dos 35 (trinta e cinco) maiores bancos do Brasil em termos de Ativos em 31/12/2013 (STANDARD & POOR’S, 2014), o Ativo Total e o percentual de cada banco em termos de Ativos no mercado brasileiro. Esses 35 bancos somados possuíam 93,33% do Ativo Total do mercado em 31/12/2013.

**TABELA 1: MAIORES BANCOS NO BRASIL**

<b>Ranking</b>	<b>Banco</b>	<b>Ativo Total</b>	<b>% mercado</b>
1	Banco do Brasil S.A	1.218.525.361	18,55
2	Itaú Unibanco Holding S.A	1.027.324.008	15,64
3	Caixa Econômica Federal S.A.	858.475.356	13,07
4	Banco Bradesco S.A	776.724.294	11,83
5	Banco Nacional de Desenvolvimento Econômico e Social – BNDES	762.953.109	11,62
6	Banco Santander (Brasil) S.A	495.443.913	7,54
7	HSBC Bank Brasil S.A	159.948.239	2,44
8	Banco Safra S.A	130.111.584	1,98
9	Banco BTG Pactual S.A	115.901.631	1,76
10	Banco Votorantim S.A	106.975.088	1,63
11	Banco Citibank S.A	54.297.355	0,83
12	Banco do Estado do Rio Grande do Sul S.A – BANRISUL	53.114.488	0,81
13	Banco do Nordeste do Brasil S.A	33.817.503	0,51

14	Banco BMG S.A	28.140.779	0,43
15	Banco Volkswagen S.A	27.451.352	0,42
16	Deutsche Bank Brasil	22.207.579	0,34
17	Panamericano S.A	21.725.860	0,33
18	Banco BNP Paribas Brasil S.A	20.932.555	0,32
19	O Banco Cooperativo do Brasil S.A (Bancoob)	18.119.803	0,28
20	Banco ABC Brasil S.A	17.267.769	0,26
21	Banco Industrial e Comercial S.A	15.606.886	0,24
22	Rabobank Brasil	15.323.393	0,23
23	Banco Daycoval S.A	14.940.278	0,23
24	Banco do Estado do Espírito Santo - Banestes	14.007.244	0,21
25	Banco Alfa	13.839.988	0,21
26	Banco Mercantil do Brasil S.A	13.510.309	0,21
27	Bank of America Merrill Lynch Banco Múltiplo S.A	12.282.941	0,19
28	Banco Regional de Desenvolvimento do Extremo Sul	11.537.432	0,18
29	Banco da AMAZONIA	11.330.107	0,17
30	BRB – Banco de Brasília S.A	11.071.654	0,17
31	Banco Mercedes – Benz do Brasil S.A	10.912.845	0,17
32	Banco Pine S.A	10.558.749	0,16
33	Banco Morgan Stanley S.A	10.173.325	0,15
34	BES Investimento do Brasil	8.8183.029	0,12
35	Banco de Tokyo-Mitsubishi UFJ Brasil S.A	6.705.972	0,10
<b>% de Ativos no mercado brasileiro</b>			<b>93,33%</b>

Fonte: Standard & Poor's (2014), de acordo com dados dos bancos em 31/12/2013.

Os 13 bancos selecionados da lista acima sofreram alterações na classificação de risco (*Rating*) no período de 2010 a 2014, e estavam listados na bolsa de valores BM&F Bovespa nesse mesmo período. Assim, os bancos selecionados foram: Banco ABC Brasil S.A, Banco do Brasil S.A, Banco do Estado do Rio Grande do Sul S.A – BANRISUL, Banco Bradesco S.A, Banco BTG Pactual S.A, Banco Citibank S.A, Banco Daycoval S.A, Banco Industrial e Comercial S.A,

Itaú Unibanco Holding S.A, Banco Mercantil do Brasil S.A, Panamericano S.A, Banco Pine S.A, Banco Santander (Brasil) S.A.

Como pode ser observado, nessa lista, foram retirados a Caixa Econômica Federal S.A., Banco Nacional de Desenvolvimento Econômico e Social – BNDES, HSBC Bank Brasil S.A, Banco Safra S.A, Banco Votorantim S.A por não possuírem ações listadas na BM&F Bovespa no período de 2010 a 2014. A tabela 2 apresenta a lista de bancos relacionados para a pesquisa.

**TABELA 2: BANCOS SELECIONADOS PARA A PESQUISA**

<b>Ranking</b>	<b>Banco</b>	<b>Ativo Total</b>	<b>% do mercado</b>
1	Banco do Brasil S.A	1.218.525.361	18,55
2	Itaú Unibanco Holding S.A	1.027.324.008	15,64
4	Banco Bradesco S.A	776.724.294	11,83
6	Banco Santander (Brasil) S.A	495.443.913	7,54
9	Banco BTG Pactual S.A	115.901.631	1,76
11	Banco Citibank S.A	54.297.355	0,83
12	Banco do Estado do Rio Grande do Sul S.A – BANRISUL	53.114.488	0,81
17	Panamericano S.A	21.725.860	0,33
20	Banco ABC Brasil S.A	17.267.769	0,26
21	Banco Industrial e Comercial S.A	15.606.886	0,24
23	Banco Daycoval S.A	14.940.278	0,23
26	Banco Mercantil do Brasil S.A	13.510.309	0,21
32	Banco Pine S.A	10.558.749	0,16
<b>% de Ativos no mercado brasileiro</b>			<b>58,39</b>

Fonte: Standard & Poor's, 2014.

A relação apresenta 5 (cinco) entre os 10 (dez) primeiros bancos do Brasil, 4 (quatro) bancos do 11º ao 20º lugar e 4 (quatro) bancos do 21º ao 35º lugar. Nesse sentido, a lista ficou bem distribuída entre os 35 (trinta e cinco) maiores bancos no mercado brasileiro em 31/12/2013. Além disso, a tabela demonstra que os cinco maiores bancos escolhidos na lista representam mais que 50% do volume total de Ativos dos bancos em atividade no Brasil em 31/12/2013.

O período escolhido foi a partir de 2010, porque a obrigatoriedade da divulgação pelos bancos no Brasil das demonstrações contábeis no padrão IFRS (*International Financial Reporting Standards*) iniciou-se naquele ano (DE FARIAS, 2015). A utilização do padrão IFRS facilita a comparação entre bancos e implica em uma maior transparência, além disso, os bancos que adotam as normas do IFRS tendem a ter boa saúde financeira (FIROZ; ANSARI; AKHTAR, 2011). A coleta de dados sobre as alterações de *rating* dos bancos foi realizada por meio de consultas às publicações e aos relatórios emitidos pela S&P e pela Fitch. As informações e os indicadores contábeis e de mercado sobre classificação de risco dos bancos foram encontradas na base de dados ECONOMÁTICA e no site do IBGE (Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística).

### 3.2 DADOS EMPÍRICOS E MODELO PROBIT

Após a seleção dos bancos e do período da pesquisa, foi definido o modelo PROBIT binário para a realização da pesquisa. Ressalta-se que a escolha do modelo binário, em detrimento do modelo multinomial, foi motivada essencialmente pelo número pequeno de bancos na amostra.

A análise PROBIT é um modelo de regressão especializado de variáveis de resposta binomial (HAHN e SOYER, 2005). Neste modelo, a variável dependente  $Y$  assume apenas dois valores ( $Y=0$  ou  $Y=1$ ), sendo, portanto, uma variável dicotômica (ANDRICH e NELSON, 1984). As variáveis independentes  $X_i$  que podem influenciar a variável dependente  $Y$ , são descritas de acordo com a função  $Y = \beta \cdot X_1 + \beta \cdot X_2 + \dots + \beta \cdot X_n$ . (HAHN e SOYER, 2005).

No modelo PROBIT, de acordo com Andrich e Nelson (1984), a estimativa fornece, apenas, informação sobre o sentido da influência e a significância. Para verificação da grandeza. A escolha do modelo descrito abaixo na equação 1, cujas variáveis seguem definidas a seguir, deu-se pela possibilidade de verificação de *downgrades*, de *upgrades* e da manutenção da classificação de risco. Assim, o modelo foi aplicado duas vezes, sendo a primeira análise realizada para verificação de variáveis  $X_i$  que podem influenciar *upgrades* ( $Y=1$ ) ou manutenção de classificação de risco ( $Y=0$ ), e a segunda análise para verificação de variáveis  $X_i$  que podem influenciar *downgrades* ( $Y=1$ ) ou manutenção de classificação de risco ( $Y=0$ ).

$$\begin{aligned} \text{AlteracaoRating}_{it} = & \beta_1 \text{Qualidade de Ativos}_{it-1} + \beta_2 \text{Liquidez}_{it-1} \\ & + \beta_3 \text{Capital e Rentabilidade}_{it-1} + \beta_4 \text{Risco}_{it-1} + \beta_5 \text{RetornoAcumulado}_{it} \\ & + \beta_6 \text{RiscoSoberano}_{it} + \beta_7 \text{CrecimentoPIB}_{it-1} + \varepsilon_{it} \end{aligned} \quad (1)$$

### 3.3 MENSURAÇÃO DE VARIÁVEIS

#### 3.3.1 Variável dependente: Alteração de *Rating*

A partir da escolha do modelo PROBIT binário, foi definido que a regressão seria dividida em duas etapas: uma para verificação de *upgrades*; e outra para verificação de *downgrades*. Assim, a variável dependente *Alteração de Rating* assumiu dois possíveis valores para a primeira etapa: 1, se o banco é atualizado positivamente pela *FITCH* ou pela *Standard & Poor's* em relação à classificação anterior; ou 0, se a classificação permanece pela *FITCH* ou pela *Standard & Poor's* relação à classificação anterior. Para a segunda análise, a variável dependente *Alteração de Rating* assumiu: 1, se o banco é rebaixado pela *FITCH* ou pela

*Standard & Poor's* relação à classificação anterior; ou 0, se a classificação permanece pela *FITCH* ou pela *Standard & Poor's* relação à classificação anterior.

O objetivo dessa variável é verificar as alterações de *rating* tanto para *downgrades* quanto para *upgrades* e, a partir dessas alterações, verificar quais foram as variáveis independentes que foram relevantes para essas alterações.

### 3.3.2 Variáveis independentes

Em seguida, os indicadores contábeis e de mercado, descritos no Quadro 2, foram utilizados para estimar a probabilidade de uma classificação alterar. Para tanto, os indicadores contábeis utilizados na análise de uma alteração (*downgrade* ou *upgrade*) ocorrida ao longo de um determinado ano (t) foram baseados em dados contábeis consolidados do ano anterior (t-1).

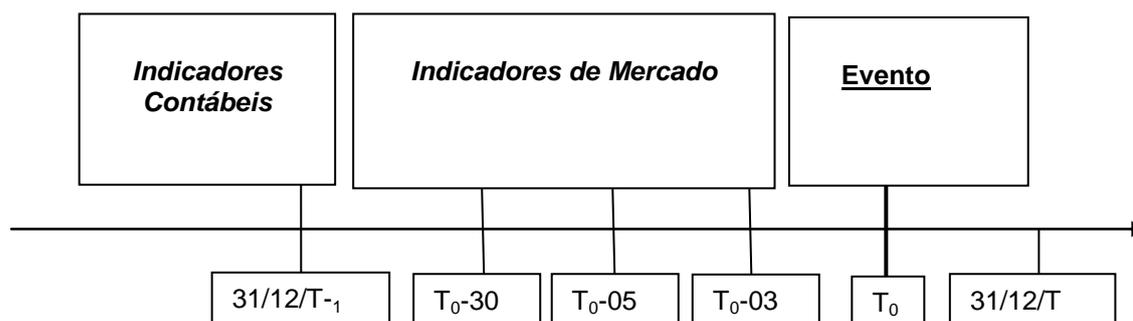
GRUPO	VARIÁVEIS	DESCRIÇÃO DO GRUPO
<b>INDICADORES CONTÁBEIS</b>		
<b>Qualidade de Ativos</b>	<ul style="list-style-type: none"> <li>Provisão para perdas com empréstimos / Empréstimos a clientes;</li> </ul>	A qualidade de ativos mensura os riscos nas carteiras de crédito. Concentrações altas expõem um banco a riscos.
<b>Liquidez</b>	<ul style="list-style-type: none"> <li>Novos Empréstimos a clientes / Depósitos de clientes;</li> </ul>	A análise da liquidez foca-se na capacidade de um banco para gerir suas necessidades de liquidez em condições adversas de mercado e econômicas e sua probabilidade de sobrevivência por um período prolongado nessas condições.
<b>Capital e Rentabilidade</b>	<ul style="list-style-type: none"> <li>ROE (<i>Return on equity</i>) –</li> </ul>	A revisão da rentabilidade oferece uma indicação da capacidade de o banco gerar retornos a partir de suas principais linhas de negócios. Os níveis absolutos dos resultados são um fator importante, porque os números podem indicar se os retornos são proporcionais aos riscos assumidos pelo banco e se podem fornecer informações a respeito da posição da

	Retorno sobre o patrimônio líquido; <ul style="list-style-type: none"> <li>Patrimônio Líquido Ajustado</li> </ul>	rentabilidade estrutural do banco. Quando os índices tradicionais de rentabilidade são mais fracos do que para outros bancos competidores diretos, a qualidade da rentabilidade é baixa.
<b>Risco</b>	<ul style="list-style-type: none"> <li>Crescimento do crédito a clientes</li> </ul>	O nível do apetite por risco estabelecido é uma consideração importante na atribuição do <i>Rating</i> . A sua avaliação verifica se as metas de lucro, e de crescimento parecem proporcionais ao nível de risco estabelecido.
<b>INDICADORES DE MERCADO</b>		
<b>Retorno de Mercado</b>	<ul style="list-style-type: none"> <li>Retorno acumulado;</li> <li>Risco soberano</li> </ul>	O retorno acumulado foi calculado como: (valor da ação em uma data anterior – valor da ação no dia do evento)/valor da ação no dia do evento. Sendo esta data anterior 3 dias úteis, 5 dias úteis ou 30 dias antes do evento classificação do banco. O Risco Soberano é o <i>rating</i> do país emitido por uma das duas empresas de classificação de risco no período de 3 dias úteis, 5 dias úteis ou 30 dias antecedência ao evento classificação do banco.

Quadro 2: Variáveis Independentes.  
Fonte: Elaborado pelo autor.

Já os indicadores de mercado considerados para um evento (*downgrade* ou *upgrade*) em uma determinada data ( $t_0$ ) foram o retorno acumulado para o período referente a 03 (três) dias úteis, 05 (cinco) dias úteis e 30 (trinta) dias de antecedência ao evento e as alterações do Risco Soberano emitidas para o período referente a 03 (três) dias úteis, 05 (cinco) dias úteis e 30 (trinta) dias de antecedência ao evento.

A linha do tempo foi analisada da seguinte forma:



## Capítulo 4

### 4 APRESENTAÇÃO DOS RESULTADOS

#### 4.1 ESTATÍSTICA DESCRITIVA

A seguir, serão apresentados, resumidamente, os dados contábeis e de mercado dos bancos que foram escolhidos para a pesquisa e suas respectivas alterações de *rating* no período de 2010 a 2014. Após a escolha dos bancos, foi realizada a coleta de dados de retorno acumulado do valor da ação de cada banco na base do ECONOMATICA, da alteração do risco soberano no site do Banco Central do Brasil (BACEN), dos indicadores contábeis no relatório disponibilizado pela Standard & Poor's (2014) intitulado “*Top Brazilian Banks*” e das alterações de classificação de risco e de perspectiva emitidas pela Fitch e pela Standard & Poor's, no período de 2010 a 2014, para cada banco.

A tabela 3 apresenta as frequências absoluta e relativa de cada tipo de alteração por ACRs e o total de alterações no período analisado. É possível verificar que, no período analisado, a empresa de classificação de risco Fitch foi mais moderada que a S&P na emissão de alterações de *rating*. Nesse período, a Fitch realizou somente uma alteração na classificação, sendo esta um alteração elevação do *rating*, enquanto a S&P realizou 15 alterações de classificação no mesmo período para os bancos escolhidos para a pesquisa. No total de alterações de *rating*, foram realizados 10 *downgrades* e 6 *upgrades*, representando 12% e 7% , respectivamente, do total de classificações emitidas pelas duas empresas no período.

TABELA 3: ALTERAÇÕES NA CLASSIFICAÇÃO DE RISCO

	FITCH		S&P		TOTAL	
	No. Obs.	Freq. Rel.	No. Obs.	Freq. Rel.	No. Obs.	Freq. Rel.
Alteração - <i>Downgrade</i>	0	0%	10	18%	10	12%
Alteração - <i>Upgrade</i>	1	3%	5	9%	6	7%
Confirmação de classificação	28	97%	41	73%	69	81%
<b>Total de classificações emitidas</b>	<b>29</b>	<b>100%</b>	<b>56</b>	<b>100%</b>	<b>85</b>	<b>100%</b>

Fonte: Elaborado pelo autor.

Em relação à alteração de perspectiva, a tabela demonstra que a S&P também realizou mais alterações de perspectiva do que a Fitch. No total, a tabela 4 apresenta 8 (oito) alterações de perspectiva positivas e 20 (vinte) negativas, de um total de 85 observações de perspectivas.

TABELA 4: ALTERAÇÃO DE PERSPECTIVA DE CLASSIFICAÇÃO DE RISCO

	FITCH		S&P		TOTAL	
	No. Obs.	Freq. Rel.	No. Obs.	Freq. Rel.	No. Obs.	Freq. Rel.
Alteração de perspectiva - Positiva	3	10%	5	9%	8	9%
Alteração de perspectiva - Negativa	1	3%	19	34%	20	24%
Perspectiva Estável	25	86%	32	57%	57	67%
<b>Total de Perspectivas de classificação</b>	<b>29</b>	<b>100%</b>	<b>56</b>	<b>100%</b>	<b>85</b>	<b>100%</b>

Fonte: Elaborado pelo autor.

A alteração de perspectiva é um dado importante porque sinaliza uma possível alteração futura no *rating* do banco (MOODY'S, 2016; FITCH, 2015; STANDARD & POOR'S, 2011). A Perspectiva de classificação de risco indica uma possível alteração no *rating* do banco (FITCH, 2015). Geralmente, a informação sobre a perspectiva é estável, quando ocorrem informações de perspectiva de *rating* boas ou ruins, estas não implicam, necessariamente, em uma modificação de *rating* futura (FITCH, 2015). Ainda que uma informação sobre *rating* apresente uma perspectiva estável, uma próxima divulgação pode elevar ou rebaixar o *rating* sem a necessidade de uma prévia revisão da perspectiva, desde que a conjuntura e

análise feita pela ACR assegurarem tal ação (MOODY'S, 2016; FITCH, 2015; STANDARD & POOR'S, 2011).

A estatística descritiva dos indicadores contábeis está representada na Tabela 5. Nessa tabela, estão representados a média, o desvio-padrão e a mediana de cada indicador contábil no período analisado.

**TABELA 5: ESTATÍSTICA DESCRITIVA DOS INDICADORES CONTÁBEIS**

	<b>Indicador contábil / Estatística</b>	<b>Média</b>	<b>Desvio-Padrão</b>	<b>Mediana</b>
<b>TOTAL</b>	Novos Empréstimos a clientes / Depósitos de clientes (%)	116,7	31,3	118,1
	Retorno sobre o patrimônio líquido (%)	14,1	9,4	15,8
	Patrimônio Líquido Ajustado (em Mi. R\$)	28.188,0	25.904,6	11.569,3
	Provisão para perdas com empréstimos / Empréstimos a clientes (%)	4,2	2,0	4,3
	Crescimento do crédito a clientes (%)	18,5	20,2	16,5
2010	Novos Empréstimos a clientes / Depósitos de clientes (%)	155,1	15,7	164,2
	Retorno sobre o patrimônio líquido (ROE) (%)	14,8	6,2	18,4
	Patrimônio Líquido Ajustado (em Mi. R\$)	1.346,2	715,8	1.759,5
	Provisão para perdas com empréstimos / Empréstimos a clientes (%)	3,7	1,8	2,6
	Crescimento do crédito a clientes (%)	11,5	11,3	5,0
2011	Novos Empréstimos a clientes / Depósitos de clientes (%)	116,1	15,9	119,9
	Retorno sobre o patrimônio líquido (ROE) (%)	14,8	11,4	14,0
	Patrimônio Líquido Ajustado (em Mi. R\$)	36.655,7	18.102,4	41.173,0
	Provisão para perdas com empréstimos / Empréstimos a clientes (%)	4,0	1,3	4,0
	Crescimento do crédito a clientes (%)	18,4	1,7	18,9
2012	Novos Empréstimos a clientes / Depósitos de clientes (%)	122,0	39,3	116,6

	Retorno sobre o patrimônio líquido (ROE) (%)	16,9	7,2	21,3
	Patrimônio Líquido Ajustado (em Mi. R\$)	35.891,8	25.291,4	45.155,8
	Provisão para perdas com empréstimos / Empréstimos a clientes (%)	4,2	1,7	4,5
	Crescimento do crédito a clientes (%)	18,9	9,6	18,6
	<hr/>			
	Novos Empréstimos a clientes / Depósitos de clientes (%)	118,0	37,9	116,2
	Retorno sobre o patrimônio líquido (ROE) (%)	11,5	12,2	17,6
2013	Patrimônio Líquido Ajustado (em Mi. R\$)	30.102,0	27.581,8	28.466,6
	Provisão para perdas com empréstimos / Empréstimos a clientes (%)	5,5	2,3	5,2
	Crescimento do crédito a clientes (%)	16,9	16,1	10,6
	<hr/>			
	Novos Empréstimos a clientes / Depósitos de clientes (%)	111,6	30,4	114,5
	Retorno sobre o patrimônio líquido (ROE) (%)	13,8	7,9	14,9
2014	Patrimônio Líquido Ajustado (em Mi. R\$)	23.147,5	27.681,2	6.874,2
	Provisão para perdas com empréstimos / Empréstimos a clientes (%)	3,7	2,0	2,8
	Crescimento do crédito a clientes (%)	19,7	28,3	12,5

Fonte: Elaborado pelo autor.

A tabela 5 demonstra um nível aceitável (4,2%) de provisão para perdas no total analisado pelo estudo, de acordo com a Fitch (2014). Além disso, a média do ROE esteve em um nível elevado no período (FITCH, 2014), demonstrando o poder do segmento na economia brasileira. Por fim, a tabela apresenta um crescimento elevado dos empréstimos (18,5%), no período de 2010 a 2014, que foi impulsionado pela redução da taxa de juros cobrada pelos bancos nesse período.

## 4.2 RESULTADO DO MODELO

O resultado no modelo está descrito na Tabela 6.

**TABELA 6: RESULTADOS DO MODELO PROBIT PARA ALTERAÇÕES DE UPGRADE**

Painel A: Retorno Acumulado						
Indicadores	3 DIAS		5 DIAS		30 DIAS	
	Coeficientes	P> z	Coeficientes	P> z	Coeficientes	P> z
Retorno Acumulado	-4.471	0.453	-3.956	0.383	1.235	0.756
Novos Empréstimos a clientes / Depósitos de clientes	-0.0474**	0.028	-0.048**	0.030	-0.047**	0.015
Retorno sobre Capital próprio (ROE)	-0.147***	0.000	-0.153***	0.000	-0.156***	0.000
Patrimônio Líquido Ajustado	0.000028**	0.048	0.000029**	0.046	0.0000325**	0.030
Provisão para perdas com empréstimos / Empréstimos a clientes	-1.124***	0.001	-1.138***	0.001	-1.153***	0.000
Crescimento do crédito a clientes	-0.021	0.400	-0.021	0.414	-0.023	0.461
Crescimento do PIB ANUAL	0.916***	0.001	0.915***	0.001	0.906***	0.000

Painel B: Alteração no Risco Soberano ou alteração de perspectiva sobre o risco soberano						
Indicadores	3 DIAS		5 DIAS		30 DIAS	
	Coeficientes	P> z	Coeficientes	P> z	Coeficientes	P> z
Alteração no Risco Soberano ou na perspectiva sobre o risco soberano	0.871	0.160	0.888	0.134	11.205	0.996
Novos Empréstimos a clientes / Depósitos de clientes	-0.0509***	0.007	-0.048**	0.014	-0.181	0.997
Retorno sobre Capital próprio (ROE)	-0.190***	0.000	-0.187***	0.000	-0.689	0.996
Patrimônio Líquido Ajustado	0.0000321**	0.018	0.0000311**	0.025	0.00007	0.999
Provisão para perdas com empréstimos / Empréstimos a clientes	-1.395***	0.002	-1.381***	0.001	-5.345	0.996
Crescimento do crédito a clientes	-0.017	0.465	-0.022	0.491	-0.495	0.997
Crescimento do PIB ANUAL	0.978***	0.000	0.927***	0.000	2.867	0.997

\*\*\* p<0.01, \*\* p<0.05, \* p<0.1

Fonte: Elaborado pelo autor.

A Tabela 6 apresenta em seu Painel A o resultado do modelo para alterações de elevação (*upgrade*) do *rating* dos bancos relacionados ao Retorno Acumulado para os períodos de 3 dias, 5 dias e 30 dias de antecedência ao evento de classificação. O resultado demonstra que não existe relação significativa entre o retorno acumulado e a alteração de elevação (*upgrade*) de *rating* para esses períodos. Isso ocorre porque os participantes do mercado de ações podem não valorizar imediatamente informações, más ou boas, sobre grandes bancos por causa da proteção dada pelos governos a esses grandes bancos, de acordo com Distinguin *et al.* (2013), que obteve o mesmo resultado para esse indicador em sua pesquisa para bancos asiáticos. Além disso, a metodologia de classificação de risco utilizada pelas ACRs não considera como premissas as variações do valor da ação do banco avaliado (MOODY'S, 2016; FITCH, 2015, STANDARD & POOR'S, 2011).

Os indicadores “Novos Empréstimos a clientes / Depósitos de clientes” e “Provisão para perdas com empréstimos / Empréstimos a clientes” reduzem a probabilidade de *upgrade* com significância a 95% e 99%, respectivamente, de confiança. Isso, provavelmente, deve-se ao fato de que ambos indicadores estão ligados à qualidade dos ativos e à liquidez do banco. Quanto maiores forem esses índices menor será a liquidez do banco e, conseqüentemente, menor será a probabilidade de alteração de elevação (*upgrade*) do banco. Esse resultado já havia sido demonstrado no estudo realizado por Sinkey (1975), que evidenciou a qualidade dos ativos e a liquidez como bons indicadores para diferenciar bancos problemáticos e bancos com boa saúde financeira (AVKIRAN; CAI, 2012).

Já os indicadores “Retorno sobre Patrimônio Líquido (ROE)” e “Patrimônio Líquido Ajustado”, significativos a 99% e a 95%, respectivamente, de confiança,

demonstram que quanto menor for o Patrimônio Líquido do banco menor será a probabilidade de alteração *upgrade* do *rating* do banco (LAZARIDES; DRIMPETAS, 2015; ALVES *et al.*, 2009).

O crescimento do PIB é significativo a 99% de confiança, realçando a importância da saúde financeira do país para a classificação de risco de crédito de um banco (MOODY'S, 2016; FITCH, 2015, STANDARD & POOR'S, 2011). Isso pode ser explicado porque quanto maior for o crescimento do PIB do país maior será a probabilidade de elevação do *rating* tanto do país quanto dos bancos desse país (GAILLARD, 2014). Entretanto, como pode ser verificada pela análise da variável "Alteração no Risco Soberano ou na perspectiva sobre o risco soberano" no Painel B da Tabela 6, a elevação da classificação ou a perspectiva positiva do *rating* do país não apresenta relação com a alteração de *upgrade* dos bancos para os períodos de 3 dias, 5 dias e 30 dias de antecedência à publicação realizada pelas ACRs, mesmo considerando-se o fato de que, para países emergentes, os *ratings* dos bancos estejam próximos do *rating* soberano (FITCH, 2015). Isso pode ser explicado pelo fato de que para uma elevação da nota de um banco, é necessário um período maior que 30 dias para que a ACR cumpra todo o protocolo de avaliação do banco analisando os dados específicos desse banco para efetuar a elevação da nota (SHEN *et al.*, 2012).

Entretanto, como pode ser observado na tabela 7 Painel D, abaixo, o indicador "Alteração no Risco Soberano ou na perspectiva sobre o risco soberano" é significativo a 99% de confiança para a alteração de rebaixamento (*downgrade*) da classificação de *rating*. Tal fato pode ser explicado porque, de acordo com as premissas utilizadas pelas ACRs, é improvável que a classificação de um banco esteja acima da classificação do soberano, isso porque, em momentos de estresse

do mercado, é o país que dá suporte aos bancos, e também, porque os bancos investem em títulos do governo (MOODY'S, 2016; FITCH, 2015, STANDARD & POOR'S, 2011).

**TABELA 7: RESULTADOS DO MODELO PROBIT PARA ALTERAÇÕES DE DOWNGRADE**

Painel C: Retorno Acumulado						
Indicadores	3 DIAS		5 DIAS		30 DIAS	
	Coefficientes	P> z	Coefficientes	P> z	Coefficientes	P> z
Retorno Acumulado	7.228**	0.037	2.875	0.418	3.482	0.144
Novos Empréstimos a clientes / Depósitos de clientes	-0.003	0.657	-0.004	0.509	-0.005	0.455
Retorno sobre Capital próprio (ROE)	0.011	0.803	-0.004	0.918	0.009	0.856
Patrimônio Líquido Ajustado	-3.33e-06	0.652	3.78e-07	0.962	-2.68e-06	0.748
Provisão para perdas com empréstimos / Empréstimos a clientes	0.006	0.965	-0.011	0.940	0.011	0.940
Crescimento do crédito a clientes	-0.015	0.204	-0.013	0.247	-0.017	0.151
Crescimento do PIB ANUAL	-0.433**	0.046	-0.411**	0.040	-0.367*	0.079

Painel D: Alteração no Risco Soberano ou alteração de perspectiva sobre o risco soberano						
Indicadores	3 DIAS		5 DIAS		30 DIAS	
	Coefficientes	P> z	Coefficientes	P> z	Coefficientes	P> z
Alteração no Risco Soberano ou na perspectiva sobre o risco soberano	0.184	0.362	-0.500187	0.173	-2.178***	0.000
Novos Empréstimos a clientes / Depósitos de clientes	-0.004	0.529	-0.0053027	0.466	-0.013	0.205
Retorno sobre Capital próprio (ROE)	-0.010	0.798	-0.0106247	0.808	0.019	0.746
Patrimônio Líquido Ajustado	2.29e-06	0.785	1.58e-06	0.841	7.29e-06	0.501
Provisão para perdas com empréstimos / Empréstimos a clientes	-0.022	0.871	-0.0282172	0.854	0.009	0.958
Crescimento do crédito a clientes	-0.012	0.297	-0.0109755	0.352	-0.023	0.134
Crescimento do PIB ANUAL	-0.414**	0.034	-0.3571767*	0.082	-0.414	0.131

\*\*\* p<0.01, \*\* p<0.05, \* p<0.1

Fonte: Elaborado pelo autor.

Os indicadores de Retorno Acumulado não apresentaram relação significativa com a alteração de rebaixamento (*downgrade*) para os períodos de 5 dias e 30 dias de antecedência das publicações. Para o período de 3 dias, o Retorno Acumulado foi significativo a 95% de confiança. Isso pode ser explicado pela especulação realizada pelos agentes do mercado de ações no período próximo ao evento de divulgação da classificação de risco (GROPP, 2006).

Os indicadores contábeis não apresentaram relação significativa com a alteração de rebaixamento (*downgrade*) do *rating*, o que pode ter ocorrido pela teoria “*too big to fail*” citada por Distinguin *et al.* (2013), segundo a qual muitas vezes as empresas de classificação acreditam que os maiores bancos são “grandes demais para falir”.

Contudo pode-se verificar que o indicador crescimento do PIB continua sendo significativo a 99% de confiança para alterações de *rating*, para rebaixamentos ou elevações (MOODY’S, 2016; FITCH, 2015, STANDARD & POOR’S, 2011).

## Capítulo 5

### 5 ANÁLISE DOS RESULTADOS

A análise dos resultados da pesquisa evidencia que os indicadores de mercado, quando associados aos indicadores contábeis, possuem poder preditivo de alteração de *rating* dos bancos do Brasil, seguindo uma tendência dos estudos realizados em outros continentes, como exemplo os resultados encontrados em Curry *et al.* (2008) e em Distingui *et al.* (2013).

Os indicadores “Novos Empréstimos a clientes / Depósitos de clientes” e “Provisão para perdas com empréstimos / Empréstimos a clientes” têm poder preditivo *upgrade*, mas não apresentam relação significativa com *downgrades*. Isso, provavelmente, deve-se ao fato de que ambos estão ligados à liquidez do banco, e quanto maiores esses índices, menor será a liquidez do banco e, conseqüentemente, menor será a probabilidade de alteração de elevação (*upgrade*) do banco. Contudo esses indicadores não são determinantes para *downgrades* (AVKIRAN; CAI, 2012), haja vista que, muitas vezes, as ACRs consideram que os maiores são grandes demais para falir (DISTINGUIN *et al.*, 2013).

Já os indicadores “Retorno sobre Patrimônio Líquido (ROE)” e “Patrimônio Líquido Ajustado” demonstram que caso não haja crescimento do Patrimônio Líquido do banco dificilmente acontecerá uma alteração *upgrade* do *rating* do banco (LAZARIDES; DRIMPETAS, 2015; ALVES *et al.*, 2009). Em contrapartida, esses indicadores não possuem significância para alterações de *downgrade*.

No que se refere aos indicadores de mercado, a pesquisa apresenta três situações distintas para análise. Primeiramente, o crescimento do PIB foi significativo

tanto para *upgrade* quanto para *downgrade*, realçando a importância da saúde financeira do país para a classificação de risco de crédito de um banco (MOODY'S, 2016; FITCH, 2015, STANDARD & POOR'S, 2011), ou seja, altos crescimentos do PIB têm poder preditivo para *upgrades*, e um crescimento fraco do PIB pode provocar alterações de rebaixamento para os bancos.

O segundo indicador de mercado, "Alteração no Risco Soberano ou na perspectiva sobre o risco soberano", não tem poder preditivo para elevação do *rating* dos bancos no Brasil, mas, caso ocorra um rebaixamento no *rating* Soberano, os bancos, provavelmente, também sofrerão rebaixamento, porque, de acordo com as premissas utilizadas pelas ACRs, é improvável que a classificação de um banco esteja acima da classificação do soberano. Isso se explica, principalmente, porque, em momentos de estresse do mercado, é o país que dá suporte aos bancos, e os bancos têm uma exposição significativa de ativos ao soberano, já que ativos líquidos do banco são, em grande parte, investidos em títulos soberanos (MOODY'S, 2016; FITCH, 2015, STANDARD & POOR'S, 2011).

Por fim, o indicador "Retorno Acumulado" não apresenta relação significativa com a alteração de classificação dos bancos no Brasil, para rebaixamento ou para elevação da nota. Somente para o período de 3 dias de antecedência, o Retorno Acumulado tem poder preditivo de alteração de classificação, o que pode ser explicado pela especulação realizada pelos agentes do mercado de ações no período próximo ao evento de divulgação da classificação de risco (GROPP, 2006).

## Capítulo 6

### 6 CONCLUSÃO

O objetivo do trabalho foi verificar o poder preditivo dos indicadores contábeis e de mercado para alterações no *rating* dos bancos no Brasil, para o período de 2010 a 2014. Seguindo uma tendência dos estudos anteriores, o objetivo do trabalho foi atingido e a hipótese foi validada. Nesse estudo, o *rating* soberano e o crescimento do PIB do Brasil foram variáveis determinantes para prever a alteração da classificação de risco dos bancos. Essas variáveis associadas às variáveis contábeis que representavam a qualidade dos ativos, a liquidez, o capital e a rentabilidade, e o apetite ao risco dos bancos conseguiram ter o poder preditivo para alterações da classificação de risco dos bancos no Brasil, assim como os estudos realizados em outros países, mesmo considerando-se que o Brasil possui características de regulação muito específicas, o que torna o sistema financeiro nacional único no mundo dos negócios.

Para alterações de elevação, observou-se que os indicadores contábeis do grupo Liquidez têm influência relevante, mas estes não apresentam relação significativa com alterações de rebaixamento. Isso ocorre, provavelmente, porque quanto maiores esses índices, menor será a liquidez do banco e, conseqüentemente, menor será a probabilidade de alteração de elevação (*upgrade*) do banco. Contudo esses indicadores não são determinantes para *downgrades* (AVKIRAN; CAI, 2012), haja vista que, muitas vezes, as ACRs consideram que os maiores são grandes demais para falir (DISTINGUIN *et al.*, 2013).

A análise permitiu verificar que o crescimento do Patrimônio Líquido do banco é determinante para alteração de elevação do *Rating*, mas não possui relação significativa com *downgrade*.

O crescimento do PIB tem poder preditivo tanto para *upgrade* quanto para *downgrade*, o que ratifica a importância da saúde financeira do país para a classificação de risco de crédito de um banco (MOODY'S, 2016; FITCH, 2015, STANDARD & POOR'S, 2011). Em contrapartida, a alteração no Risco Soberano ou na perspectiva sobre o risco soberano, não tem influência para elevação do *rating* dos bancos no Brasil, mas, caso ocorra um rebaixamento no *rating* Soberano, os bancos, provavelmente, também sofrerão rebaixamento, porque, de acordo com as premissas utilizadas pelas ACRs, é improvável que a classificação de um banco esteja acima da classificação do soberano, já que em momentos de estresse do mercado, é o país que dá suporte aos bancos (MOODY'S, 2016; FITCH, 2015, STANDARD & POOR'S, 2011).

O indicador "Retorno Acumulado" não tem poder preditivo de alteração de classificação dos bancos no Brasil, para rebaixamento ou para elevação da nota. Isso se explica porque, os agentes do mercado de ações não possuem informações sobre o dia exato em que as ACRs divulgam alterações ou afirmações de classificação de risco dos bancos.

Os indicadores contábeis apresentados neste estudo como determinantes para prever alterações de classificação risco foram escolhidos por melhor representar os subgrupos qualidade de ativos, liquidez, capital e rentabilidade, e risco definidos pelas ACRs, de acordo com Distinguin *et al.* (2013). Não significa que esses indicadores sempre serão eficazes nas pesquisas futuras, isso depende do

tamanho dos bancos, do país de constituição, da especialização dos bancos, do tamanho da amostra e do período da análise.

O trabalho apresentou algumas limitações, como exemplo a análise separada de grandes e de pequenos bancos, por conta da quantidade de dados disponíveis para a análise. Estudos posteriores podem relacionar um número maior de bancos e ampliar o período de análise, desde que as empresas de classificação disponibilizem as informações acerca do *rating* para uma pesquisa mais ampla sobre os indicadores que têm poder preditivo para alteração de *rating*.

## REFERÊNCIAS

- ADAMS, M; BURTON, B; HARDWICK, P. The determinants of credit ratings in the united kingdom insurance industry. **Journal of Business Finance & Accounting**, v. 30, n. 3/4, p. 539-572, apr. 2003.
- ALDRICH, John H.; NELSON, Forrest D. **Linear probability, logit, and probit models**. Sage, 1984.
- ALEXANDRE, M.; CANUTO, O.; SILVEIRA, J. Microfundamentos de falência de bancos atacadistas: a experiência Brasileira dos anos 90. **Estudos Econômicos**, v. 33, n. 2, p. 249-285, 2003.
- ALTMAN, E. I. Financial ratios, discriminant analysis and fite prediction of corporate bankruptcy. **Journal of Finance**, New York, v. 23, n. 4. p. 589-609, set. 1968.
- ALVES, K. L. F.; KALATZIS, A. E. G.; MATIAS, A. B. Análise de sobrevivência de bancos privados no Brasil. In: ENCONTRO BRASILEIRO DE FINANÇAS, 9., 2009, Porto Alegre (RS). **Anais...** Porto Alegre: SBFIn, 2009.
- ANBIMA. Associação Brasileira das Entidades dos Mercados Financeiro e de Capitais. **Basileia III no Brasil**. São Paulo, 2015.
- AREZKI, R.; CANDELON, B.; SY, A. N. R. Sovereign rating news and financial markets spillovers: evidence from the European debt crisis. **IMF working papers**, p. 1-27, 2011.
- AVKIRAN, N. K.; CAI, L. C. Predicting bank financial distress prior to crises. In: NEW ZEALAND FINANCE COLLOQUIUM, 2012. **Proceedings...** New Zealand, 2012.
- BACEN. Banco Central do Brasil. **Basileia III: implantação no Brasil**. Brasília (DF), mar. 2013.
- BERGER, A.N.; DAVIES, S.M.; FLANNERY, M.J. Comparing market and supervisory assessments of bank performance: who knows what when? **J Money Credit Bank**, v. 32, p. 641–667, 2000.
- BLUME, M. E.; LIM, F.; MACKINLAY, A. C. The declining credit quality of U.S. corporate debt: myth or reality? **The Journal of Finance**, Chicago, v. 53, n. 4, p. 1389-1413, 1998.
- BRASLINS, Ģ.; AREFJEVS, I. Basel III: countercyclical capital buffer proposal: the case of Latvia. **Journal of Business Management**, v. 7, p. 5-15, nov. 2013.
- CANTOR, R.; PACKER, F. Determinants and impact of sovereign credit ratings (october 1996). **Economic Policy Review**, v. 2, n. 2, oct. 1996. Disponível em: <<http://ssrn.com/abstract=1028774>>. Acesso em: 14/09/2015.

CASTRO JUNIOR, F. H F. **Previsão de insolvência de empresas brasileiras usando análise discriminante, regressão logística e redes neurais**. 2003. Dissertação (Mestrado em Economia) - Faculdade de Economia, Universidade de São Paulo (USP), São Paulo (SP), 2003.

CORRÊA, A. C. C.; COSTA, R. D. M.; MATIAS, A. B. Previsão de insolvência de pequenos bancos brasileiros. In: SEMINÁRIOS EM ADMINISTRAÇÃO (SEMEAD), 9., 2006, São Paulo (SP). **Anais...** São Paulo: FEA-USP, 2006.

CORREA, Ricardo et al. Sovereign credit risk, banks' government support, and bank stock returns around the world. **Journal of Money, Credit and Banking**, v. 46, n. s1, p. 93-121, 2014.

CURRY, T. J.; FISSEL, G. S.; HANWECK, G.A. Equity market information, bank holding company risk, and market discipline. **J Bank Financ.**, v. 32, p. 807–819, 2008.

DA SILVA, G. O papel pró-cíclico das agências de rating. **REGIT**, [S.l.], v. 3, n. 1, maio 2015.

DAMASCENO, D. L.; ARTES, R.; MINARDI, A. M. A. F. Determinação de rating de crédito de empresas brasileiras com a utilização de índices contábeis. **Revista de Administração da Universidade de São Paulo**, v. 43, n. 4, 2008.

DE FARIAS, J. B. *et al.* Impactos da adoção das ifrs nas demonstrações consolidadas dos bancos listados na BM&FBOVESPA. **Revista Universo Contábil**, v. 10, n. 2, p. 63-83, 2014.

DELAHAYE, B. P. Basel III: capital adequacy and liquidity after the financial crisis. **LL. M. Short Paper**, Harvard University, Harvard Law School, 2011.

DEMIRGUC-KUNT, A.; DETRAGIACHE, E. Monitoring banking sector fragility: a multivariate logit approach. **World Bank Econ Rev**, v. 14, n. 2, p. 287–307, 2000.

DISTINGUIN, I.; HASAN, I.; TARAZI, A. Predicting rating changes for banks: how accurate are accounting and stock market indicators? **Ann Finance**, v. 9, p. 471–500, 2013.

ELKHOURY, M. Credit *rating* agencies and their potential impact on developing countries. **UNCTAD Discussion Papers**, n. 186, Jan. 2008 .

EVANOFF, D. D., WALL, L. D. Sub-debt yield spreads as bank risk measures. **J Financ Serv Res**, v. 20, n. 2/3, p. 121–145, 2001.

FICHT RATINGS. **Entendendo os ratings de crédito**: usos e limitações ações de ratings. Disponível em: <[https://www.fitchratings.com.br/pages/def\\_rtg\\_about](https://www.fitchratings.com.br/pages/def_rtg_about)>. Acesso em: 14/09/2015.

\_\_\_\_\_. **Formulário de referência 2015**: ano-base 2014. New York, 2015.

FIROZ, M.; ANSARI, A. A.; AKHTAR, K. IFRS: impact on Indian banking industry. **International Journal of Business and Management**, v. 6, n. 3, p. 277-283, mar. 2011.

FLANNERY, M. J. Using market information in prudential bank supervision: a review of the U.S. empirical evidence. **J Money Credit Bank**, v. 30, n. 3, p. 273–305, 1998.

GAILLARD, N. What is the value of sovereign ratings? **German Economic Review**, v. 15, n. 1, p. 208-224, 2014.

GROPP, R.; VESALA, J.; VULPES, G. Equity and bond market signals as leading indicators of bank fragility. **J Money Credit Bank**, v. 38, n. 2, p. 399–428, 2006.

GULLO, M. F. Agências de rating e os impactos de suas atividades sobre o sistema financeiro mundial. **Working Papers**. Boletim de Ciências Econômicas. Universidade de Coimbra. Outubro, 2014.

HAHN, Eugene D.; SOYER, Refik. Probit and logit models: Differences in the multivariate realm. **Submitted to The Journal of the Royal Statistical Society, Series B**, 2005.

HILL, C A. Regulating the rating agencies. Georgetown University Law Center: **Working Paper n. 452022**, Washington University Law Quarterly, v. 82, p. 43, 2004.

IBGE. Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística. **Contas Nacionais Trimestrais: Indicadores de Volume e Valores Correntes**. Outubro/Dezembro de 2015. Disponível em: <[ftp://ftp.ibge.gov.br/Contas\\_Nacionais/Contas\\_Nacionais\\_Trimestrais/Fasciculo\\_Indicadores\\_IBGE/pib-vol-val\\_201504caderno.pdf](ftp://ftp.ibge.gov.br/Contas_Nacionais/Contas_Nacionais_Trimestrais/Fasciculo_Indicadores_IBGE/pib-vol-val_201504caderno.pdf)>. Acesso em: 10/03/2016.

IOANA, P. S. Credit rating agencies and their influence on crisis. Annals of the University of Oradea, **Economic Science Series**, v. 23, n. 2, p. 271-278, 2014.

JANOT, M. M. Modelos de previsão de insolvência bancária no Brasil. **Trabalhos para Discussão n. 13**, Banco Central do Brasil, Brasília (DF), 2001.

KERSTEIN, J; KOZBERG, A. Using accounting proxies of proprietary FDIC ratings to predict bank failures and enforcement actions during the recent financial crisis. **Journal of Accounting, Auditing & Finance**, v. 28, n. 2, p. 128-151, apr. 2013.

KRAINER, J.; LOPEZ, J. A. Incorporating equity market information into supervisory monitoring models. **J Money Credit Bank**, v. 36, p. 1043–1067, 2004.

LAZARIDES, T. G.; DRIMPETAS, E. Defining the factors of fitch rankings in the european banking sector. **SSRN**, 2015.

LINS, A. G.; PEREIRA, D. R. G.; Silva, W. V.; Rocha, D. T. Análise comparativa dos modelos de previsão de insolvência de cooperativas agrícolas do estado do Paraná. **Qualit@s Revista Eletrônica**, v. 10, n. 4, p. 1-14. 2010.

MATIAS, A. B.; SIQUEIRA, J. O. Risco bancário: modelo de previsão de insolvência de bancos no Brasil. **Revista de Administra&ccdeil; ão da Universidade de São Paulo**, v. 31, n. 2, 1996.

MATSUMOTO, A. S., FERNANDES, J. L. B., BOURAHILI, A., & CARDOSO, J. P.. O *rating* tem o poder preditivo de insolvência? In: SEMINÁRIOS EM ADMINISTRAÇÃO (SEMEAD), 14., 2011, São Paulo. **Anais...** São Paulo: SEMEAD, 2011.

MOODY'S. **Metodologia de Rating**: Bancos. New York. Janeiro, 2016.

MURCIA, F C. S.; Dal-Ri Murcia, F., Rover, S., & Borba, J. A. The determinants of credit rating: brazilian evidence. **BAR-Brazilian Administration Review**, v. 11, n. 2, p. 188-209, 2014.

PAPAIOANNOU, George. Economic and Market Factors versus Credit Rating Announcements, on Credit Default Swap Spreads. **International Journal of Economics and Finance**, v. 3, n. 5, p. p42, 2011.

PENNARTZ, J.; SNOEIJ, J. P. Sovereign credit ratings: an assessment of sovereign ratings provided by Moody's, S&P and Fitch. **Rabobank Working Paper Series**. P. 1-38, 2012.

PINHEIRO, F. A. P.; SAVÓIA, J. R. F.; SECURATO, J. R. Basileia III: impacto para os bancos no Brasil. **Revista Contabilidade & Finanças**, [S.l.], v. 26, n. 69, p. 345-361, dez. 2015. Disponível em: <<http://www.revistas.usp.br/rcf/article/view/108786>>. Acesso em: 18 dez. 2015.

ROCHA, F. Falência bancária no Brasil: um modelo de risco. **Pesq. Plan. Econ.**, Rio de Janeiro, v. 29, p. 137-152, 1999.

SANFINS, M. A. D. S.; MONTEMOR, D. S. RiD: uma nova abordagem para o cálculo do risco de insolvência. **Revista Brasileira de Finanças**, v. 12, n. 2, p. 229, 2014.

SHEN, C.; HUANG, Y.; HASAN, I. Asymmetric benchmarking in bank credit rating. **Journal of International Financial Markets, Institutions & Money**, v. 22, n. 1, p. 171-193, fev. 2012.

SOBREIRA, R. Regulação financeira e bancos de desenvolvimento: os acordos de Basileia no Brasil e seus impactos sobre o banco do nordeste. **Revista Economia Política do Desenvolvimento**, v. 5, n. 14, p. 75-95, 2015.

SOUZA, B. A. *et al.* Análise dos indicadores PIB nacional e PIB da indústria da construção civil. **RDE-Revista de Desenvolvimento Econômico**, v. 17, n. 31, p. 140-150, 2015.

STANDARD & POOR'S. **Critérios globais de rating**: America Latina. New York, 2013.

\_\_\_\_\_. **Top Brazilian banks**. New York, 2014.

\_\_\_\_\_. **Bancos: Metodologia e Premissas de Rating**. New York, 2011.

\_\_\_\_\_. **Entendendo as definições de ratings da Standard & Poor's**. New York, 2009.

SYLLA, R. An historical primer on the business of credit rating. In: LEVICH, Richard M.; MAJNONI, Giovanni; REINHART, Carmen. **Ratings, rating agencies and the global financial system**. v. 9. New York. Springer Science & Business Media, 2012. p. 19-40.

WHALEN, Gary et al. A proportional hazards model of bank failure: an examination of its usefulness as an early warning tool. **Economic Review**, v. 27, n. 1, p. 21-30, 1991.