



Universidade de Brasília (UnB)
Faculdade de Economia, Administração e Contabilidade (FACE)
Departamento de Ciências Contábeis e Atuariais (CCA)
Programa de Pós-Graduação em Ciências Contábeis (PPGCONT)

DISSERTAÇÃO DE MESTRADO

RAFAEL XAVIER DE OLIVEIRA

**RISCO DE FRAUDES CONTÁBEIS E GANHO INFORMACIONAL NA ANÁLISE
DO RISCO DE CRÉDITO PARA O SETOR BANCÁRIO BRASILEIRO**

BRASÍLIA/DF
2020

Professora Dr.^a Márcia Abrahão Moura
Reitora da Universidade de Brasília

Professor Dr. Enrique Huelva Unternbäumen
Vice-Reitor da Universidade de Brasília

Professora Dr.^a Adalene Moreira Silva
Decana de Pós-graduação

Professor Dr. Eduardo Tadeu Vieira
**Diretor da Faculdade de Economia, Administração, Contabilidade e Gestão de Políticas
Públicas**

Professor Dr. Sérgio Ricardo Miranda Nazaré
Chefe do Departamento de Ciências Contábeis e Atuariais

Professor Dr. Jorge Katsumi Niyama
Coordenador-geral do Programa de Pós-Graduação em Ciências Contábeis da UnB

Oliveira, Rafael Xavier de.

Risco de fraudes contábeis e ganho informacional na análise do risco de crédito para o setor bancário brasileiro / Rafael Xavier de Oliveira – Brasília, DF, 2020.

Orientador: Prof. Dr. Rodrigo de Souza Gonçalves.

131 p.

Dissertação de mestrado. Universidade de Brasília – UnB. Faculdade de Economia, Administração, Ciências Contábeis e Atuariais e Gestão de Políticas Públicas – FACE. Programa de pós-graduação em Ciências Contábeis – PPGCont. Brasília, DF, 2020.

1. Risco de fraudes contábeis. 2. Risco de crédito. 3. Setor bancário. 4. Informação.
I. Gonçalves, Rodrigo de Souza. II. Universidade de Brasília.



Universidade de Brasília (UnB)
Faculdade de Economia, Administração e Contabilidade (FACE)
Departamento de Ciências Contábeis e Atuariais (CCA)
Programa de Pós-Graduação em Ciências Contábeis (PPGCONT)

RAFAEL XAVIER DE OLIVEIRA

**RISCO DE FRAUDES CONTÁBEIS E GANHO INFORMACIONAL NA ANÁLISE
DO RISCO DE CRÉDITO PARA O SETOR BANCÁRIO BRASILEIRO**

Dissertação de mestrado apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Ciências Contábeis da Universidade de Brasília – UnB – como requisito parcial para a obtenção do título de mestre em Ciências Contábeis.

Orientador: Prof. Dr. Rodrigo de Souza Gonçalves

BRASÍLIA/DF
2020

RAFAEL XAVIER DE OLIVEIRA

**RISCO DE FRAUDES CONTÁBEIS E GANHO INFORMACIONAL NA
ANÁLISE DO RISCO DE CRÉDITO PARA O SETOR BANCÁRIO
BRASILEIRO**

Dissertação de mestrado apresentada ao programa de pós-graduação em ciências contábeis da Universidade de Brasília como requisito parcial para a obtenção do título de mestre em ciências contábeis

BANCA EXAMINADORA

Prof. Dr. Rodrigo de Souza Gonçalves
Universidade de Brasília
Presidente

Prof. Dr. Herbert Kimura
Universidade de Brasília
Membro Interno

Prof. Dr. Joelson Oliveira Sampaio
FGV/EESP
Membro Externo

Prof. Dr. Bruno Vinícius Ramos Fernandes
Universidade de Brasília
Suplente

Brasília
2020

RESUMO

Com o objetivo de verificar a relação entre risco de fraudes contábeis e risco de crédito, este trabalho avaliou se as informações extraídas dos relatórios econômico-financeiros de empresas brasileiras de capital aberto são úteis na análise do risco de crédito e se a inserção da informação a respeito do risco de fraudes contábeis acarretaria em ganho informacional em uma estrutura formatada para análise e gestão de risco de crédito. Buscou-se então, a partir da literatura, indicadores contábeis mais relevantes sob a ótica da explicação do risco de fraudes contábeis e do risco de crédito das organizações. A partir disso, construiu-se um modelo quantitativo (baseado no método de regressão logística) para testar a relevância desses indicadores na mensuração do risco de crédito e para verificar se o modelo geraria para o usuário algum ganho informacional a partir da introdução da informação de risco de fraudes contábeis. Os resultados evidenciaram que todas as variáveis contábeis presentes no modelo (endividamento, liquidez imediata, margem líquida, retorno sobre o ativo e retorno sobre o patrimônio líquido) foram significativas ao nível de 1% na estimativa de risco de crédito das empresas analisadas, denotando real importância de serem consideradas na gestão desse risco, particularmente interessante dentro das instituições financeiras. A variável econômica taxa Selic foi significativa ao nível de 5%, o que também evidencia a importância de se considerar aspectos econômicos na ótica do risco de crédito, conforme destacado por Saunders (1981), Dantas, Medeiros e Capelletto (2012) e Albuquerque, Medina e Silva (2017). Com relação à associação entre risco de fraudes contábeis e o risco de crédito, principal interesse desta pesquisa, verificou-se que, quando mensurada pelo M-score originalmente proposto por Beneish (1999), a variável de risco de fraudes contábeis, além de ser estatisticamente significativa ao nível de 10%, contribui para o melhor ajuste do modelo. Este achado evidencia que a inserção de uma variável que mede risco de fraudes contábeis melhora a análise do risco de crédito, pois a partir do momento que ela passa a ser considerada e auxilia no melhor ajuste da variável resposta, pode-se dizer que ela contribui para o ganho informacional na ótica da gestão do risco de crédito por parte dos bancos.

Palavras-chaves: risco de fraudes contábeis; risco de crédito; setor bancário; informação.

ABSTRACT

In order to verify the relationship between accounting fraud risk and credit risk, this study evaluated whether the information extracted from the economic-financial reports of publicly traded Brazilian companies is useful in the analysis of credit risk and if the insertion of the information regarding the risk of accounting fraud would result in informational gain in a structure formatted for credit risk analysis and management. It was then sought, from the literature, more relevant accounting indicators from the perspective of explaining the risk of accounting fraud and the credit risk of organizations. From this, a quantitative model (based on the logistic regression method) was built to test the relevance of these indicators in measuring credit risk and to verify whether the model would generate any informational gain for the user from the introduction of credit information. risk of accounting fraud. The results showed that all accounting variables present in the model (indebtedness, immediate liquidity, net margin, return on assets and return on equity) were significant at the level of 1% in the credit risk estimate of the analyzed companies, denoting real importance of being considered in the management of this risk, which is particularly interesting within financial institutions. The economic variable Selic rate was significant at the 5% level, which also highlights the importance of considering economic aspects from the perspective of credit risk, as highlighted by Saunders (1981), Dantas, Medeiros and Capelletto (2012) and Albuquerque, Medina e Silva (2017). Regarding the association between accounting fraud risk and credit risk, the main interest of this research, it was found that the accounting fraud risk variable, when measured by the M-score originally proposed by Beneish (1999), contributes to the best fit of the model in addition to being statistically significant at the level of 10%. This finding shows that the insertion of a variable that measures the risk of accounting fraud improves the analysis of credit risk, since from the moment it starts to be considered and helps in the better adjustment of the response variable, it can be said that it contributes for the informational gain from the perspective of credit risk management by banks.

Keywords: risk of accounting fraud; credit risk; banking; information.

LISTA DE TABELAS

Tabela 1: Distribuição das empresas abertas brasileiras por setor de atuação conforme B3.....	52
Tabela 2: Estatística descritiva das variáveis.....	73
Tabela 3: Análise descritiva do risco de fraudes contábeis e demais variáveis.....	80
Tabela 4: Análise descritiva do FCO e do FCF dos grupos (em milhares de R\$).....	83

LISTA DE QUADROS

Quadro 1: Fundamentação Teórica para a inserção de cada variável.....	57
Quadro 2: Descritivo das variáveis em estudo.....	72
Quadro 3: Matriz de correlação 1.....	76
Quadro 4: Matriz de correlação 2.....	76
Quadro 5: Matriz de correlação 3.....	77
Quadro 6: Matriz de correlação 4.....	77
Quadro 7: Análise descritiva 1 – risco de crédito (ativo total) x risco de fraudes contábeis.....	79
Quadro 8: Análise descritiva 2 – risco de crédito (receita de vendas) x risco de fraudes contábeis	79
Quadro 9: <i>Stepwise</i> modelo 1.....	86
Quadro 10: <i>Output</i> da regressão logística para o modelo 1.....	87
Quadro 11: Resumo dos testes estatísticos (comparação entre os modelos).....	94

LISTA DE GRÁFICOS

Gráfico 1: Distribuição espacial das empresas.....	75
Gráfico 2: Distância de Cook.....	83

SUMÁRIO

1 INTRODUÇÃO	12
1.1 Contextualização.....	12
1.2 Problema de Pesquisa	16
1.3 Objetivos.....	18
1.3.1 Objetivo Geral.....	18
1.3.2 Objetivos Específicos.....	18
1.4 Justificativa	18
1.5 Estrutura.....	21
2 REFERENCIAL TEÓRICO	21
2.1 Risco de crédito	21
2.1.1 Seleção Adversa e Risco Moral: Os Problemas da Assimetria da Informação.....	24
2.1.2 Gerenciamento do risco de crédito.....	32
2.2 Fraudes Contábeis.....	37
2.2.1 Fraudes Contábeis e Risco de Crédito: Evidenciando Essa Relação.....	41
2.2.2 Fraudes contábeis: a dualidade existente acerca da qualidade de detecção de relatórios financeiros fraudulentos.....	45
3 METODOLOGIA.....	50
3.1 Tipo de Pesquisa	50
3.2 Objeto de estudo	50
3.3 Definição e mensuração da variável dependente: risco de crédito	53
3.3.1 Definição das variáveis independentes: variáveis financeiras, econômica e espacial	59
3.3.2 Definição da variável independente: risco de fraudes contábeis	62
3.4 Construção teórica do modelo de gerenciamento do risco de crédito	67
3.5 Limitações da pesquisa	70
4 ANÁLISE DOS RESULTADOS	71
4.1 Análise descritiva das variáveis	71
4.1.1 Análise descritiva: risco de crédito e risco de fraudes contábeis	78
4.2 Construção do modelo <i>logit</i> de risco de crédito	84
4.2.1 Testes de robustez do modelo <i>logit</i> proposto.....	92
5 CONSIDERAÇÕES FINAIS.....	84
REFERÊNCIAS	87
APÊNDICE A: stepwise modelo 2	111

APÊNDICE B: output da regressão logística para o modelo 2	113
APÊNDICE C: stepwise modelo 3	115
APÊNDICE D: output da regressão logística para o modelo 3.....	116
APÊNDICE E: stepwise modelo 4.....	118
APÊNDICE F: output da regressão logística para o modelo 4	119

1 INTRODUÇÃO

1.1 Contextualização

A intermediação financeira é uma atividade que consiste na captação de recursos por parte de instituições financeiras (IFs) junto aos agentes superavitários e o seu posterior repasse para os agentes econômicos deficitários, mediante pagamento ou cobrança de juros (ANBIMA, 2018).

Crédito é, portanto, parte relevante dentro desse processo, centro da discussão da intermediação e um dos fatores necessários ao desenvolvimento econômico, haja vista que o financiamento concedido às empresas possibilita a criação de novos negócios e novos empregos; pelo lado das famílias, pode contribuir para a expansão do consumo de bens e serviços (MARTINS; FERRAZ, 2018).

Dados do Relatório de Economia Bancária (REB) mostram que o mercado de crédito brasileiro cresceu 5,7% em 2018, após dois anos consecutivos de contração, e que o saldo das operações de crédito alcançou R\$ 3,2 trilhões, equivalente a 47,8% do Produto Interno Bruto (PIB) brasileiro de 2018 (BACEN, 2019).

Cabe salientar o cenário da economia brasileira nos últimos anos que, após um longo período de forte alta da taxa básica de juros (SELIC), apresenta um quadro de redução, especialmente a partir do final de 2016, fazendo com que mais pessoas e empresas se interessassem em pegar dinheiro emprestado, justamente pelo fato de haver disponibilidade de recursos a custo mais baixo, propiciando aumento de consumo e investimentos (HICKS, 1936; BENCIVENGA; SMITH, 1991; CHANG; GRABEL, 2004).

Assim, as instituições financeiras devem ajustar constantemente os seus critérios na hora de conceder empréstimos, em uma tentativa de consolidar a sinergia existente entre o crescimento econômico e o mercado de crédito, visando minimizar os impactos da volatilidade da taxa de juros nos negócios e na economia (TAYLOR, 1974; PAGANO, 1993; VASCONCELOS; GONÇALVES; MEDEIROS, 2014).

Esse melhor ajuste nos critérios de concessão passa pela mensuração de forma mais adequada do risco de crédito, na tentativa de mitigar ao máximo os eventos de inadimplência, buscando redução em sua taxa média, pois isso influencia diretamente no custo da intermediação financeira e contribui negativamente para o desenvolvimento do mercado de

crédito (MERTON, 1974; OREIRO; PAULA; SILVA; ONO, 2006; BECKER; SEIBERT; WBATUBA; SALLA, 2016).

A taxa média de inadimplência representa o outro lado da moeda quando se trata de operações de crédito. No cenário brasileiro, segundo os últimos dados divulgados pelo Relatório de Economia Bancária, a taxa de inadimplência abarcou 2,9% de toda a carteira de crédito do sistema financeiro nacional em 2018, o que significa uma redução se comparada com o período imediatamente anterior, em que o patamar esteve em 3,3%. Apenas no segmento pessoa jurídica, atingiu 2,4% das operações contratadas (BACEN, 2019).

O risco de crédito, portanto, pode ser entendido como a probabilidade de uma instituição financeira (IF) enfrentar uma perda, decorrente do descumprimento das condições pré-estabelecidas no contrato de dívida por parte do devedor (BRITO; ASSAF NETO, 2008; SAUNDERS; CORNETT, 2011; HULL, 2012; ZAMORE; DJAN; ALON; HOBDAARI, 2018). Ou ainda, é a probabilidade de um contrato com efeito jurídico perder sua capacidade de ser cobrado (ou substancialmente reduzido em termos de valor) devido à incapacidade financeira de pagamento por parte do mutuário (ANDERSON, 2013).

Para Chaia (2003), todas as operações de crédito apresentam risco de crédito, contudo, as políticas de crédito em instituições bancárias sempre estiveram focadas na análise e concessão do recurso (primeira parte do processo) e nunca no ciclo completo da operação, que também corresponde ao momento pós-concessão, que é onde se obtém o retorno do valor concedido. Conforme Chaia (2003), essa visão dos administradores de bancos passou a abarcar o ciclo completo a partir de vários calotes ocorridos na década de 1980 nos Estados Unidos da América (EUA).

Ainda segundo Chaia (2003), apesar do interesse recém emergido à época, as instituições financeiras não se preocuparam em criar metodologias sofisticadas ou técnicas mais eficazes do que as já existentes para prever o *default* dos tomadores, mas sim, procuraram desenvolver e consolidar as bases de informação de seus clientes, de forma a tornar seus cadastros sempre atualizados e confiáveis.

Assim, mesmo que o risco de crédito seja uma preocupação relevante, o foco da análise continuou sendo o primordial: manter a base de dados de cadastro de clientes atualizadas para que se tenham informações mais fidedignas para os credores, com maior qualidade, valor preditivo e capacidade de influenciar a tomada de decisão, diminuindo, assim, a assimetria existente no processo de intermediação (WANG; LIN; LUO, 2019).

Nesse contexto, verifica-se a importância da informação no processo decisório quando se busca mitigar o risco de crédito. Assim, as informações contábeis devem ser devidamente

apreciadas no momento da contratação da dívida, uma vez que são *inputs* importantes dentro dos modelos de gerenciamento de risco (FROST; BERNARD, 1989; COTTER, 1998; MATHER; PEIRSON, 2006; DEMERJIAN, 2011; CHEN; CHIN; WANG; YAO, 2015; BALL; LI; SHIVAKUMAR, 2015).

A importância dessas informações é destacada no mercado de crédito justamente pela capacidade que possuem de influenciar a tomada de decisão do credor no sentido de financiar determinado projeto de investimento ou não, com base na mensuração do risco de crédito do tomador. Essa literatura foi denominada *credit relevance* (HANN; LU; SUBRAMANYAM, 2007; HANN; HEFLIN; SUBRAMANYAM, 2007; FLOROU; KOSI; POPE, 2017).

Para uma instituição bancária, a consideração mais importante antes de selecionar uma empresa para financiar seu projeto é garantir que esta tenha a capacidade de devolver o capital concedido mais os juros (CHEN; ZHU; WANG, 2011). Para assegurar que os fluxos de caixa serão suficientes no futuro, os bancos se preocupam com a situação operacional, financeira e de liquidez da empresa no momento de firmar o contrato, visto que, quando ambas as partes assinam o contrato de dívida, o banco passa a acompanhar o risco de insolvência da contraparte com mais atenção (CHEN *et al.*, 2011).

Mas, não somente o risco de insolvência, como também o risco de informações, isto é, a probabilidade de que haja problemas de veracidade naqueles dados utilizados para gerar a análise de risco e, para isso, considerará não somente os fluxos de caixa futuro, mas também, a qualidade dos lucros do devedor e como isso se relaciona com a capacidade de geração de caixa da companhia (STANLEY, 2015).

A medida da qualidade do lucro afeta a decisão dos *stakeholders* como um todo, pois essa é uma informação que interfere na capacidade de investimento e de crédito, além de, no caso de companhias abertas, no preço das suas ações (BALL; BROWN, 1968; OHLSON, 1995; SLOAN, 1996; GRAHAM; HARVEY; RAJGOPAL, 2005; SANTANA; SANTOS; CARVALHO JÚNIOR; MARTINEZ, 2019).

Assim, quando as empresas apresentam resultados ruins e quando as perspectivas também não são as melhores, o resultado contábil tende a ser vislumbrado como alínea relevante no que tange à manipulação da informação divulgada, inclusive por meio de fraudes, isto é, melhorar, ao menos nos papéis contábeis, a situação atual econômico-financeira da empresa (KINNEY; McDANIEL, 1989; PERSONS, 1995; BENEISH, 1999; FRANCESCHETTI; KOSCHTIAL, 2013). Nesse contexto, verifica-se um incentivo para que os gestores da entidade não permitam que os lucros se tornem prejuízos ou fiquem abaixo da

expectativa gerada pelo mercado, pois com a queda de rendimento percebida, cresce a probabilidade de desvalorização da companhia (BENEISH, 1999).

Repousis (2016) destaca que, embora muitas das fraudes corporativas sejam realizadas apenas para enriquecimento ilícito próprio, grande parcela delas é frequentemente cometida por conta de outros anseios, como o interesse dos proprietários ou gestores promoverem a entidade na forma de valorização do preço das ações ou atendendo às projeções estipuladas pelo mercado.

Inclusive, isso pode facilitar a consecução de empréstimos com taxas mais favoráveis, dado que demonstra conformidade nos acordos de dívidas vigentes, o que também acaba servindo como motivação pessoal, pois esses mesmos fatores ajudam manter a empregabilidade de vários CEOs e CFOs e seus respectivos *status* (REPOUSIS, 2016).

Do ponto de vista contábil, Beneish (1999) define a fraude como uma instância em que os administradores violam os princípios contábeis geralmente aceitos (GAAP), a fim de representar de maneira mais favorável a situação econômico-financeira atual da entidade.

Ainda sob este prisma, a fraude pode ser definida como o ato deliberado em contrário à normatização, regra ou política, com a intenção de obter benefício financeiro não autorizado (WANG; LIAO; TSAI; HUNG, 2006), distorcendo ou omitindo dados de maneira intencional, tendo como objetivo principal o de enganar os usuários da informação contábil, principalmente investidores e credores (WANG, 2010), apresentando números com maior supervalorização dos ativos e receitas, ou apropriação indevida de impostos, ou ainda subestimação de passivos e despesas (YUE; WU; WANG; LI; CHU, 2007).

Nesse contexto, Zhou *et al.* (2018) salientam que uma melhor seleção dos dados por parte dos bancos para se trabalhar no gerenciamento de risco de seus clientes propicia informações mais qualificadas às áreas de segurança da informação e de análise de crédito, de maneira que os parâmetros que indicam probabilidade de fraude nos números contábeis apresentados pelo mutuário sejam otimizados.

A partir desse cenário é que emerge a necessidade indicada por Wang *et al.* (2019) de que as bases cadastrais dos clientes sejam alimentadas com o máximo de rigor e de fidedignidade, para que a informação utilizada seja assertiva para a tomada de decisão.

Nesse sentido, quando as demonstrações financeiras são preparadas em cumprimento com as características qualitativas fundamentais, diz-se que a informação contábil possui valor para o usuário (*value relevance*), inclusive para o credor, que as tomam para basear suas análises de risco de crédito (BEAVER, 1966; ALTMAN, 1968; BARTH; BEAVER; LANDSMAN, 2001) e também para analisar o risco de fraude (BENEISH, 1999).

Porém, o gerenciamento de ambos os riscos não precisa ser realizado de forma separada. Hartmann-Wendels, Mählmann e Versen (2009) salientam que o risco de fraude pode conduzir ao risco de crédito, pois no caso de a instituição bancária emprestar recursos a um fraudador, o risco de crédito dessa operação, em grande medida, ocorrerá pelo fato do tomador ter conseguido a captação do recurso sustentado em dados não fidedignos.

Normalmente, o tomador do recurso avaliado com alto grau de risco de crédito teria sua intenção de empréstimo negada, mas, se ainda assim conseguisse a captação, o risco de inadimplir seria alto, pois sua situação financeira é ruim. Como a fraude contábil não muda a situação econômica real da entidade, o *default* da operação, que não ocorreria por vias normais (porque, em tese, não haveria celebração de contrato), acabaria ocorrendo por conta de informações financeiras viesadas por conta da fraude contábil (HARTMANN-WENDELS *et al.*, 2009).

Nesse contexto, verifica-se que a probabilidade do risco de fraude das demonstrações contábeis acaba por influenciar na forma como os bancos se relacionam com os agentes deficitários que buscam recursos na instituição, pois sempre há a probabilidade da fraude se materializar, influenciando no gerenciamento do risco de crédito (CHEN *et al.*, 2011).

1.2 Problema de Pesquisa

Para Brito e Assaf Neto (2008), modelos que testam a previsão de insolvência das empresas, verificando, por conseguinte, a probabilidade de elas não honrarem os pagamentos das parcelas dos empréstimos captados junto às instituições financeiras, têm sido estudados há décadas. Alguns deles tornaram-se referência tais como os trabalhos de Beaver (1966), Altman (1968), Merton (1974), Altman, Baidya e Dias (1979) e Ohlson (1980).

Nessa temática, reduzir a assimetria informacional existente entre o tomador do crédito e o ofertante têm significativo peso no *trade-off* risco/retorno do credor. Nesse sentido, uma análise dos aspectos contábeis, econômicos e de segurança da informação tem papel importante e apresenta-se como um assunto oportuno e relevante, acreditando-se atingir a análise de concessão de crédito nos seus aspectos amplos (PALEPU; HEALY; BERNARD, 2004; TAVARES, 2010, VASCONCELOS *et al.*, 2014).

Duffie e Lando (2001) afirmam que ao se reduzir a assimetria da informação, reduz-se a margem para fraude das informações contábeis, que é parte integrante do risco operacional e, com isso, o risco de crédito também tende a cair, uma vez que a tomada de decisão por parte da

instituição financeira na concessão ou não de um empréstimo para os agentes deficitários se baseia nas informações apresentadas.

Por outro lado, uma maior probabilidade do risco de fraude aumenta o risco de crédito, pois, uma vez que as informações utilizadas pela IF para analisar a capacidade creditícia do interessado estão fraudadas, é impossível assegurar que o contrato de dívida será honrado (HARTMANN-WENDELS *et al.*, 2009). Logo, à medida que os bancos melhoram a seleção dos dados com que alimentam seus cadastros, a modelagem existente para o cálculo do risco de crédito caminharia no sentido de também melhorar (ZHOU *et al.*, 2018).

Porém, de modo geral, uma detecção assertiva de dados contábeis fraudados ou manipulados não é tarefa fácil, sobretudo por conta da flexibilidade da normatização contábil, que pode permitir maior subjetividade por parte do preparador do relatório financeiro, e também pela criatividade do indivíduo fraudador, que pode usar diversos artifícios para burlar a contabilidade oficial, registrando diversos eventos de interesse em um sistema de contabilidade paralelo que sirva para atendê-lo no tocante às suas demandas (MURCIA; BORBA; SCHIEHLL, 2008).

Corroborando com este argumento, Fanning, Cogger e Srivastava (1995) afirmam que a detecção de fraudes é uma tarefa muito difícil, pois a engenharia contida nela é muito criativa e articulada, não permitindo que os profissionais destinados a capturar essas ações, por exemplo, os auditores internos e externos, consigam obter êxito completo em seus trabalhos.

Wang (2010) ainda lembra que a detecção de fraudes contábeis sempre foi um problema inerente à ciência contábil, causando dificuldades para os profissionais que trabalham com ela e que, por conta disso, procedimentos para sua detecção foram criados e têm sido especializados com o decorrer do tempo para que aqueles que necessitam trabalhar com os dados extraídos dos relatórios financeiros não sejam enganados.

Em outra vertente, acredita-se que os dados contábeis, assim como indicadores calculados a partir deles e demais variáveis extraídas das demonstrações financeiras são especialmente úteis para se detectar manipulação e risco de fraudes contábeis (PERSONS, 1995; BENEISH, 1999; SPATHIS, 2002; BAI; YEN; YANG, 2008; ALBRECHT; ALBRECHT; ALBRECHT; ZIMBELMAN, 2009; LENARD; ALAM, 2009).

Existe, portanto, uma dialética na literatura com relação a capacidade dos modelos de detecção de fraudes contábeis serem, de fato, provedores de informação acurada acerca das demonstrações analisadas. Conseqüentemente, não há muitas garantias de que esses modelos auxiliem na mensuração do risco de crédito por parte dos bancos, haja vista a dificuldade expressada pela literatura de se detectar e explicar esse fenômeno com elevada confiança.

Com base nesse contexto e nos aspectos até aqui apresentados, emerge a seguinte questão problema desta pesquisa: **os modelos de detecção de fraudes contábeis são úteis dentro da ótica do ganho informacional na análise do risco de crédito por parte das instituições?**

1.3 Objetivos

A seguir serão apresentados os objetivos deste trabalho, com a finalidade de responder à questão de pesquisa.

1.3.1 Objetivo Geral

A pesquisa tem por objetivo geral analisar se as variáveis econômico-financeiras extraídas dos relatórios divulgados e utilizadas para explicar o fenômeno do risco de fraudes contábeis contribuem para obtenção de ganho informacional no escopo da gestão do risco de crédito.

1.3.2 Objetivos Específicos

- Identificar as variáveis econômico-financeiras relevantes na mensuração do risco de crédito das companhias abertas brasileiras;
- construir um modelo quantitativo a partir dessas variáveis; e
- verificar se o modelo construído melhora a capacidade explicativa acerca do risco de crédito das companhias abertas estudadas, a partir da inserção da variável de risco de fraude.

1.4 Justificativa e Relevância

Segundo Zhou *et al.* (2018), fraudes contábeis e inadimplência no mercado de crédito custam bilhões de dólares para a economia global todos os anos, forçando as instituições financeiras a melhorarem continuamente suas metodologias de gerenciamento do risco de crédito e seus sistemas de detecção de fraudes das informações.

Esse contexto faz com que não somente a indústria bancária, mas também segmentos de análise e alocação de ativos busquem cada vez mais métodos e técnicas que analisem conjuntamente essas temáticas, sobretudo com a possibilidade do surgimento de novas

ferramentas de gestão a partir dos avanços tecnológicos e com a modernização do sistema financeiro (ZHOU *et al.*, 2018).

Em países emergentes, como é o caso do Brasil, verifica-se um maior volume de recursos provenientes de empréstimos no financiamento dos projetos das empresas do que advindos do mercado de capitais (CHEN *et al.*, 2011; BEIRUTH; FÁVERO; MURCIA; ALMEIDA; BRUGNI, 2017).

Nessa linha, há um certo consenso de que os mercados de dívida são mais buscados para captação de recursos do que o mercado acionário, no entanto, as pesquisas que envolvem a ótica do mercado de crédito apresentam-se em número muito inferior do que aquelas que se debruçam sobre o mercado de capitais (ARMSTRONG; GUAY; WEBER, 2010).

Inclusive, há um questionamento acerca desse enfoque dado pelas pesquisas acadêmicas, que visam estudar quase que exclusivamente a importância da informação contábil para a tomada de decisão do investidor, deixando de considerar o seu valor para os demais *stakeholders* (HOLTHAUSEN; WATTS, 2001).

Isso porque existe uma distinção quando se compara a necessidade informacional de investidores e credores, de maneira que os achados dos estudos que se aprofundaram em verificar a relevância das informações contábeis para o mercado de ações não necessariamente podem ser generalizados para o mercado de crédito (FLOROU; KOSI, 2015; MACHADO, 2017).

Nesse sentido, esta pesquisa busca suprir essa lacuna verificada na literatura, isto é, o foco está pautado na verificação da relevância das informações contábeis para a tomada de decisão de instituições financeiras (*credit relevance*), sobretudo quando se busca evidências, por meio de modelos de detecção de risco de fraudes, se estes são robustos o suficiente para explicar o fenômeno, gerando assim, informação de qualidade e apropriada, inclusive, para melhorar a capacidade analítica dos modelos de gerenciamento do risco de crédito das empresas.

Diferentemente do trabalho de Chen *et al.* (2011), que estudou fraudes contábeis e risco de crédito do ponto de vista macroeconômico, isto é, buscou verificar a influência da detecção de fraudes contábeis no comportamento da taxa de juros das operações contratadas nas instituições financeiras chinesas e na própria oferta de crédito naquele mercado, ou dos trabalhos de Hartmann-Wendels *et al.* (2009) e Mählmann (2010), que estudaram o risco de crédito juntamente com fraudes contábeis no âmbito de pessoa física, em que se verificou características inerentes a este segmento quando se aborda o risco de informações e de crédito, que diferem da perspectiva abordada em empresas, ou ainda, do estudo de Zhou *et al.* (2018),

que buscou fazer uma revisão da literatura sobre esses assuntos e acerca das técnicas mais atualizadas e utilizadas para detecção de fraudes e para mensuração do risco de crédito, esta pesquisa busca tratar tais temáticas na esfera microeconômica, especificamente no campo da relação banco *vs* pessoa jurídica.

Este trabalho também se diferencia dos demais no sentido de buscar verificar utilidade dos modelos de detecção de fraudes contábeis, isto é, o quanto essa informação inserida em modelos de gerenciamento de risco crédito contribui para a tomada de decisão da instituição financeira no momento da concessão do empréstimo para o tomador. Verifica-se uma literatura reduzida na investigação de fraudes contábeis no contexto bancário (OZILI, 2020). Desta forma, busca-se trazer contribuições para a literatura de *credit relevance*, sobretudo adicionando a ótica das fraudes contábeis.

Por fim, a pesquisa também busca apresentar a importância de se estudar o risco de crédito e o risco de fraudes contábeis, sobretudo em contextos de *stress* financeiro e de crises econômicas. Nesse tipo de contexto, nota-se uma interferência direta dos governos na economia nos mais diversos aspectos, contudo, para fins deste estudo, foca-se na redução da taxa Selic, alcançando a mínima histórica brasileira, na expectativa de incentivar o consumo das famílias e de alavancar a atividade empresarial, a partir de uma ótica de redução no custo de captação dos empréstimos.

Porém, não se verifica esse repasse na ponta, isto é, o custo do crédito não se reduziu como o esperado dentro das instituições financeiras, refletindo justamente a incerteza por parte dos bancos em firmar negócios com agentes em dificuldades financeiras que podem entrar em *default* em um futuro próximo. Essas incertezas macroeconômicas fazem, inclusive, com que os bancos revisem para cima a perda estimada com crédito liquidação duvidosa (PECLD) que, normalmente, apresentam balanços mais conservadores nesses períodos, dada a maior exposição ao risco no mercado de crédito.

E isso acaba por refletir no risco de fraude das informações apresentadas, pois, precisando do crédito para não permitir que a insolvência assole seus negócios, mas sabendo do receio dos bancos em emprestar os recursos, muitos agentes podem utilizar a manipulação de seus dados contábeis a fim de conseguirem captar novos empréstimos, justamente por ter a chance de apresentar uma situação econômico-financeira mais favorável e menos arriscada.

Outros agentes buscarão os recursos simplesmente para pegar taxas mais atrativas, isto é, vão buscar um crédito mais barato para liquidar um crédito anterior mais caro e, dessa forma, melhorar seu endividamento. Como encontrarão as mesmas dificuldades na captação, poderão utilizar do mesmo artifício da manipulação dos dados para lograr êxito em suas demandas.

Assim, esse ambiente apresenta a oportunidade de demonstrar a relevância de se analisar e relacionar as temáticas de risco de crédito e risco de fraude, verificando como podem ser influenciadas e como podem influenciar na tomada de decisão por parte das instituições financeiras.

1.5 Estrutura

O trabalho está segmentado em cinco seções, além das referências bibliográficas e outros elementos considerados não textuais. A seção dois trata do referencial teórico, com ênfase no gerenciamento do risco de crédito, na assimetria informacional e na literatura de fraudes contábeis; a seção três discorre a respeito do percurso metodológico; a seção quatro trata das análises dos dados, dos testes estatísticos e da apresentação dos resultados; por fim, a seção cinco traz as considerações finais e uma nova agenda de pesquisas.

2 REFERENCIAL TEÓRICO

2.1 Risco de crédito

A palavra crédito é oriunda do latim “*creditum*” e quer dizer “confiança”, “acreditar” (THOMAS, 2009). Essa confiança não é unilateral. Ela está presente no lado do credor, que confia que o devedor irá honrar os compromissos assumidos, e está presente no lado do devedor, que acredita na qualidade daquele compromisso firmado (MILEO; KIMURA; KAYO, 2013).

O conceito de crédito pode ser verificado sob várias perspectivas. Dentro do campo da intermediação financeira, refere-se à atividade de uma instituição bancária colocar recursos disponíveis aos agentes deficitários principalmente sob as formas de empréstimo ou financiamento, mediante compromisso do recebimento de volta, em uma data futura, do valor principal mais a remuneração (juros) do capital emprestado (BRITO; ASSAF NETO, 2008).

Assim, as instituições financeiras captam recursos por meio de depósitos realizados pelos agentes superavitários, remunerando este capital, e os devolve à economia na forma de crédito para os agentes deficitários, mediante a cobrança de uma taxa de juros. O ciclo continua com novas captações e novos empréstimos, servindo de fomento para a atividade produtiva e promovendo o desenvolvimento econômico de um país (MARTINS; FERRAZ, 2018). A diferença entre a taxa cobrada pelas instituições financeiras para dispor os recursos e a taxa de

remuneração paga pelos depósitos recebidos é denominada *spread* bancário (VASCONCELOS *et al.*, 2014).

Algumas variáveis compõem esse *spread* bancário, dentre elas, a inadimplência, que representa o maior peso e custo no processo de intermediação financeira (MERTON, 1974; OREIRO *et al.*, 2006), de forma que, quanto maior o risco de inadimplência, maior o *spread* bancário cobrado pelos bancos (VASCONCELOS *et al.*, 2014).

Assim, o banco oferece vários tipos de contratos, com diversificadas taxas de juros, para diferentes tomadores, com *risk-taking* diferentes entre si. Para aqueles cujo risco de crédito é maior, o custo do empréstimo também o é (BABEL, 1989; JACKSON; PERRAUDIN, 2000).

A Resolução do Conselho Monetário Nacional 4.557/2017 define o risco de crédito “como a probabilidade de ocorrência de perdas associadas ao não cumprimento das obrigações assumidas por parte do tomador ou pela desvalorização ou redução de remuneração e de ganhos esperados em instrumentos financeiros decorrente da perda da qualidade creditícia da contraparte” (CMN, 2017, p. 10).

No setor financeiro, o risco de crédito é o mais clássico dentre os riscos, porque está relacionado ao maior ativo de uma instituição financeira e, apesar dos esforços constantes, o controle e a gestão do risco de crédito nem sempre conseguem evitar a perda da qualidade do crédito concedido (SINKEY; NASH, 1993; BOFFEY; ROBSON, 1995; CROUHY; GALAI; MARK, 2004).

Faz parte da gestão do risco de crédito a classificação da carteira de empréstimos em níveis de risco, os quais, classificam os devedores de um banco com base na probabilidade de não pagamento da dívida (SECURATO, 2002). Essa prática é adotada há bastante tempo no cenário internacional, mas, no Brasil, só tomou forma a partir dos acordos de Basileia e da Resolução CMN 2.682, de 21 de dezembro de 1999 (SECURATO, 2002).

É natural dentro do mercado de crédito que diferentes IFs tenham percepções de risco do tomador distintas entre si, bem como diferentes níveis de assimetria também, o que faz com que um mesmo cliente possa ser classificado em diferentes níveis de *rating* em instituições diferentes (STIGLITZ, 1985).

Nessa ótica, com base no risco de crédito de cada operação isolada ou da carteira como um todo, definem-se os critérios de classificação dos contratos de empréstimos e as regras para a constituição da chamada Provisão para Crédito de Liquidação Duvidosa (PCLD), que é a parcela estimada do crédito que não será recebida pelo banco (CMN, 1999).

Essa Provisão deve ser constituída mensalmente, não podendo ser inferior ao somatório decorrente da aplicação de percentuais que variam de 0,0% para ativos sem risco de

inadimplência, com os respectivos clientes sendo classificados como “AA”, até 100% para aqueles clientes que possuem alto risco de inadimplência, sendo classificados como “H” (NIYAMA; GOMES, 2012).

Além disso, a classificação das operações deve ser revista mensalmente, por ocasião dos balancetes e balanços, em função de atraso verificado no pagamento da parcela principal ou dos encargos referentes; a cada seis meses, em operações de um mesmo cliente cujo montante ultrapasse a 5% do Patrimônio Líquido Ajustado; e anualmente, para qualquer situação, exceto para as operações em valor inferior a R\$ 50.000,00, que podem ser revistas automaticamente devido a atrasos em qualquer momento (NIYAMA; GOMES, 2012).

Essa associação entre o *rating* dos consumidores bancários e seus respectivos riscos de crédito foi verificada, inicialmente, no estudo de Kaplan e Urwitz (1979) e, posteriormente, por Ziebart e Reiter (1992), quando atestaram que o nível de ativo total e o grau de endividamento eram medidas que ajudavam os bancos a classificar as empresas dentro de um determinado *rating*.

Nesse contexto, verifica-se que o mais importante é analisar características estruturais das demonstrações contábeis de uma entidade, isto é, a saúde financeira como um todo e buscar verificar uma relação de causa e efeito com a probabilidade de não pagamento dos passivos bancários, desaguando finalmente na classificação dentro de uma estrutura de risco (KAPLAN; URWITZ, 1979; ZIEBART; REITER, 1992).

Segundo Andrade (2012), quanto mais insolvente a empresa se apresenta, maior a evidência de que a operação de crédito não será honrada e, portanto, a legislação estabelece que maior seja o volume de constituição da PECLD para aquele contrato. Logo, sendo a PECLD uma despesa para a instituição financeira que concede o crédito, ela reflete o custo da concessão, tornando a contratação mais onerosa, embasado nessa estimativa de inadimplência (ANDRADE, 2012).

O risco de crédito é observado pelas IFs a partir do histórico de transações dos participantes do mercado de crédito e de projeções futuras conforme esses dados passados (JAFFEE; RUSSELL, 1976). Existem basicamente dois tipos de tomadores de empréstimos: os éticos e os não-éticos. Os primeiros honram suas dívidas independentemente dos incentivos que têm para não fazê-lo, enquanto que os outros não as honram, mesmo com as desvantagens impostas para os que se tornam inadimplentes (JAFFEE; RUSSELL, 1976).

Quando as IFs não conseguem distinguir os éticos dos não-éticos, incorrem em um problema denominado de seleção adversa, e acabam por cobrar uma taxa média de juros na captação de recursos, sendo essa taxa superior àquela que os bons pagadores estariam dispostos

a assumir, deixando o mercado apenas com os maus pagadores, pois estes seriam os únicos que aceitariam tal condição (BONATTO, 2003).

Dessa forma, com apenas tomadores de alto grau de risco de crédito operando, em dado momento, o mercado pode adotar a política de racionamento de crédito na busca por um menor índice de inadimplência (AKERLOF, 1970; STIGLITZ; WEISS, 1981; BESTER, 1987; YEUNG; SILVA; CARVALHO, 2012; MALKÖNEN; VESALA, 2012).

Nesse sentido, a política de crédito passa a ser impactada pelo fato de o banco não conseguir distinguir, no seu universo, os tipos de clientes com quem vai operar, de forma que, para evitar o aumento da inadimplência, resolve reduzir as concessões de crédito na praça, mesmo tendo o efeito correlacionado da redução da sua lucratividade pelo fato de não emprestar para os agentes deficitários honestos (STIGLITZ; WEISS, 1981).

Verifica-se ainda que o problema da seleção adversa existente entre bancos e empresas é prejudicial para o desenvolvimento econômico, pois restringe o fomento da indústria, ainda mais em uma economia cada vez mais baseada em informações como é a do mundo globalizado (STIGLITZ; WEISS, 1981).

Para Akerlof (1970), esse racionamento seria considerado um problema para o funcionamento do mercado, mas seria justificável, haja vista a presença de participantes diferentes, com níveis de informação diferentes, bem como produtos com qualidades diferentes.

O problema de seleção adversa dependeria também da relação éticos e não-éticos, pois se apenas os maus pagadores usufruíssem da captação de recursos junto as instituições financeiras, esse mercado se tornaria ineficiente, justamente porque os bons pagadores também estão presentes nele (STIGLITZ; WEISS, 1981).

Esses problemas são comuns no mercado de crédito. Porém, apesar de sempre terem existido, só puderam ser melhor explorados a partir do advento da teoria da assimetria da informação e da possibilidade de vincular modelos quantitativos de gestão do risco de crédito com uma teoria que pudesse melhor explicar esse fenômeno (SILVA, 2004).

2.1.1 Seleção Adversa e Risco Moral: Os Problemas da Assimetria da Informação

Segundo Stiglitz (2000), as imperfeições dos mercados provocadas pela assimetria da informação são temáticas de discussão desde o século XVIII. Smith (1776) já mencionava que à medida que os bancos aumentavam as taxas de juros dos empréstimos, o mercado respondia ficando unicamente com os maus pagadores. Para ele, o problema da assimetria da informação faz com que a seleção adversa tenha consequências importantes na economia, pois, se não

existissem informações imperfeitas, os bancos saberiam exatamente os riscos associados a cada devedor e estes receberiam um prêmio apropriado para seus níveis de risco.

Homan *et al.* (1928) também contribuíram para o constructo da teoria da informação assimétrica com a discussão sobre risco moral, ao reconhecer os incentivos que certos agentes têm para conseguir retornos mais altos em determinados negócios, assumindo mais riscos do que o inicialmente acertado; outro problema relacionado a essa temática é justamente a incapacidade de monitoramento acerca das atividades desenvolvidas por cada agente para atestar se a execução do contrato está sendo realizada conforme o combinado ou não (HOMAN *et al.*, 1928).

Bonato (2003) afirma, porém, que durante o século XX, essa teoria sofreu mudanças com o surgimento de novas linhas de pensamento e, a partir de então, passou-se a assumir que os agentes participantes do mercado estavam cientes de todas as informações pertinentes aos bens e serviços que eram adquiridos e contratados, ou, no mínimo, tinham capacidade de obter, de alguma outra forma, tais informações.

Alguns autores contribuíram para a essa nova corrente. Segundo Debreu (1959) e Arrow (1964), enquanto uma informação não fosse considerada muito imperfeita, as economias que possuíssem informações quase perfeitas se pareceriam o suficiente com as economias de informações perfeitas, de forma que os modelos de informação idealizados fossem considerados suficientes para explicar o comportamento dos mercados.

Stigler (1967), inclusive, confrontou a hipótese clássica da escola de Smith (1776) e de Homan *et al.* (1928) da informação imperfeita nos mercados, ao afirmar que muitos dos problemas de informação assimétrica poderiam ser explicados com base nos custos de transação e, neste ponto, são incluídos os custos de informação, que seriam tão normais quanto qualquer outro custo econômico, concluindo que, se esses custos fossem considerados, não poderia haver presunção de assimetria de informação.

Mais tarde, com o advento da teoria econômica moderna, alterou-se novamente a forma como a teoria da informação assimétrica poderia explicar as transações existentes nos diversos mercados. Para Stiglitz (2000), mesmo pequenos custos de informação podem ter grandes consequências nas operações e, muitos dos resultados considerados padrão, poderiam não se manter no decorrer do tempo, mesmo quando houvesse apenas pequenas assimetrias de informação. Essa explicação reflete uma argumentação mais convincente acerca da natureza dos mercados, sobretudo numa perspectiva bem menos otimista sobre seu funcionamento, não havendo, portanto, mercados completos e perfeitos (STIGLITZ, 2000).

De maneira mais ampla, as imperfeições do conhecimento humano e, neste ponto, ressalta-se a assimetria da informação, implicam que nem os mercados, nem os contratos estabelecidos neles podem ser perfeitos e completos (RADNER, 1968; ARROW, 1974).

Kirmani e Rao (2000) afirmam que os mercados estão repletos de ineficiências promovidas pelas assimetrias de informação, sendo possível para apenas alguns agentes determinarem a real qualidade de um bem ou de um serviço antes destes serem adquiridos ou contratados.

De acordo com Stiglitz (2000), uma consequência da assunção dessa corrente teórica para explicar a economia da informação atual é que os riscos dos agentes econômicos presentes no mercado de crédito não podem ser transferidos para outros agentes como ocorre no mercado de capitais, por exemplo; não sem um custo econômico elevado associado a essa transferência. Outra consequência é que o mecanismo de preços não é o único balizador da tomada de decisão dos agentes econômicos presentes em determinado mercado (DEBREU, 1959; ARROW, 1964; JAFFE; STIGLITZ, 1990; STIGLITZ; WEISS, 1992).

A teoria moderna da assimetria da informação também não exclui as incertezas e os riscos dos contratos firmados, nem os contrapõem, pelo contrário, ao assumir a existência de um mercado imperfeito, com assimetria presente, quase sempre haverá vantagens competitivas baseadas na economia da informação de um agente sobre outro (CANUTO; FERREIRA JÚNIOR, 1999).

Nesse sentido, o risco vem a ser o custo assumido por um agente econômico por conta da incerteza instrumental, isto é, pelo fato de não haver convicção quanto às consequências de seus atos praticados nas relações de mercado, quanto à incerteza da precificação dos ativos naquele mesmo mercado e também por conta da informação imperfeita presente nas transações comerciais (STIGLITZ, 1993).

No mercado de crédito, as incertezas são representadas pelo próprio risco de crédito, sendo este precificado por meio da taxa de juros cobrada na elaboração do contrato, no qual, o banco pode obter um retorno elevado, baixo ou enfrentar um *default* em sua carteira, a depender da forma como o contrato foi costurado e também por conta da incompletude de informações presentes (GREENWALD; STIGLITZ, 1993).

Dessa forma, verifica-se que a problemática da assimetria da informação acaba por ser o cerne da discussão teórica acerca do risco de crédito. Por estar contida no contrato de uma operação, gera diversas incertezas aos agentes envolvidos, criando distorções no custo dos empréstimos, a partir da elevação ou redução da taxa de juros ou até mesmo o seu racionamento (YEUNG *et al.*, 2012).

Para Stiglitz e Weiss (1981), o aumento no custo dos empréstimos provocado pelo aumento da taxa de juros pode ter dois efeitos de direções opostas na rentabilidade esperada pela instituição financeira: em caso de cumprimento por parte dos devedores das dívidas contraídas, a rentabilidade esperada aumenta, do contrário, eleva-se o risco de crédito, por conta do aumento da chance de inadimplência do cliente e, conseqüentemente, a rentabilidade esperada diminui.

Dessa forma, contratos de longo prazo tendem a ter custos mais elevados para o tomador do recurso, porque a variável tempo pode implicar em incertezas cada vez maiores quanto ao cumprimento da obrigação, elevando-se, assim, o risco de crédito da operação e, por conseqüência, a sua taxa (GREENWALD; STIGLITZ, 1988; STIGLITZ; BOADWAY, 1994).

Isso porque as informações assimétricas entre credores e tomadores geram um equilíbrio considerado adverso dentro do mercado de crédito, dado que se os bancos não conseguem distinguir bons e maus pagadores, opta-se por estabelecer um risco médio para toda a carteira, o que acarreta em custos altos para os bons pagadores (JAFFE; RUSSEL, 1976; HERRING; VANKUDRE, 1987).

E a ineficiência do mercado de crédito acaba por ser o vetor resultante desse “equilíbrio”, visto que se os tomadores de baixo risco decidem buscar outras formas de financiar seus projetos que não por meio de empréstimos bancários, porque os consideram demasiadamente caros, o risco da carteira aumenta, fazendo com que a taxa de juros cobrada também aumente, o que pode levar ao racionamento do crédito por parte das IFs (MALKÖNEN; VESALA, 2012).

Nessa linha, Mishkin e Eakins (2015) afirmam que o problema da assimetria da informação no mercado de crédito está diretamente envolvido na precificação dos contratos de dívida, visto que a qualidade da informação para a tomada de decisão do credor é reduzida, o que dificulta a canalização dos recursos para os melhores projetos de investimentos, de menor probabilidade de inadimplência, gerando menores retornos financeiros e uma economia menos eficiente.

Nesse contexto, Mishkin (2000) explica que, no mercado de crédito, a informação assimétrica está intimamente ligada a dois problemas: a seleção adversa e o risco moral. Mishkin (2000) salienta que os efeitos criados a partir da seleção adversa e do risco moral são impedimentos fortes para o funcionamento eficiente do mercado, além de aumentar a fragilidade do setor financeiro.

A seleção adversa seria o momento *ex-ante* à realização da operação de crédito e está ligada ao risco iminente de se emprestar recursos para maus pagadores, em razão destes não

apresentarem aos credores informações completas acerca de seu perfil, nem dos projetos que buscam financiamento (STIGLITZ, 1985; DIONNE; FOMBARON; DOHERTY, 2013).

Isso se dá pelo fato do cadastro de informações de clientes estar incompleto ou porque a instituição financeira utiliza-se de fontes completas, mas que reflitam inapropriadamente a avaliação do risco de financiamento em análise, impactando diretamente na incapacidade de se prever com exatidão as ações dos devedores no momento *ex-ante* (MATIAS, 2009).

Em outras palavras, os credores utilizam sistematicamente o conjunto de informações que dispõem, contudo, há diferentes níveis de informação entre os indivíduos, isto é, assimetria informacional que provoca vantagens informacionais não elimináveis a um custo viável, fazendo com que os bancos ajam com o máximo de racionalidade possível sobre um conjunto de informações limitada (CANUTO; FERREIRA JÚNIOR, 1999).

Assim, a seleção adversa dos tomadores de empréstimos pode ser entendida como uma seleção de agentes deficitários aptos a captarem recursos junto à instituição financeira, que se diferem, em termos de risco, da média observada da população total de agentes deficitários que buscam captar recursos. Logo, esta seleção forma uma carteira de clientes com idiosincrasias que tornam o seu risco também divergente ao risco médio da população, fato que não dá nenhuma segurança ao credor (YEUNG *et al.*, 2012).

Arrow (1974) argumenta que mesmo havendo um agrupamento de indivíduos de riscos diferentes, existe uma tendência por parte das instituições financeiras de equalizar os mutuários com base no risco médio do que propriamente diferenciar e premiar aqueles de menores riscos, o que seria mais parcimonioso.

Segundo Stiglitz e Weiss (1981), a seleção adversa é um problema recorrente em ambientes de informação assimétrica e faz com que o racionamento de crédito esteja no rol de escolhas mais racionais a ser adotada por uma instituição financeira. Por esse motivo, Bester (1987) afirma que empresas de baixo risco, com frequência, são penalizadas pelo racionamento uma vez que não conseguem efetivamente evidenciar a qualidade de seu crédito.

Tendo em vista esse problema gerado a partir de um ambiente de informação assimétrica, a literatura apresenta mecanismos para minimizar os efeitos no mercado de crédito derivados da seleção adversa. A começar pelos mecanismos de auto seleção em contratos de dívida em um determinado período, no qual, o banco oferece um certo número de contratos, com diferentes taxas de juros entre si, respeitando a quantidade ofertada, justamente para que diferentes interessados nos empréstimos escolham dentre as possibilidades, induzindo-os a revelar informações ocultas para obter vantagens na seleção (ROTHSCHILD; STIGLITZ,

1976; STIGLITZ, 1977; MIYAZAKI, 1977; SPENCE; ZECKHAUSER 1978; CROCKER; SNOW, 1985; ALLEN; HELLWIG, 1986).

Esse mecanismo, conforme Dionne *et al.* (2013), pode auxiliar na melhor alocação de recursos em relação à solução proposta por Arrow (1974) de equalizar com uma mesma taxa de juros média todos os tomadores, de diferentes *risk-taking*.

Há também a ferramenta de categorização dos riscos, que consiste nos bancos utilizarem a informação imperfeita para categorizar diferentes níveis de risco entre os tomadores (HOY, 1982; CROCKER; SNOW, 1986; BOND; CROCKER, 1991).

Por fim, há os contratos de período múltiplo, isto é, os bancos utilizam o histórico de seus clientes para obter um *rating*, visando motivá-los a reduzir, por conta própria, o nível de assimetria informacional *ex-ante*, principalmente se for um cliente classificado previamente como de alto risco (KUNREUTHER; PAULY, 1985; DIONNE; LASSERRE, 1987; COOPER; HAYES, 1987; HOSIOS; PETERS, 1989; DIONNE *et al.*, 2013; DIONNE; HARRINGTON, 2013).

Mishkin e Eakins (2015, p.141-144) evidenciam ainda mais três ferramentas:

(i) produção privada e venda de informações: empresas privadas coletam e vendem informações que separam as empresas boas das ruins. Porém, nessa situação, há o que se chama de “problema dos caronas”. Estes acabam se beneficiando das informações produzidas e vendidas a outros, sem o ônus financeiro. Logo, os integrantes do mercado percebem que não vale a pena comprar informação, dificultando as empresas produtoras de lucrarem com a venda, fazendo com que a quantidade produzida também caia.

(ii) maior regulação por parte do governo: busca-se, por meio da regulação aumentar a informação disponível para a tomada de decisão, incentivando os participantes do mercado a serem mais íntegros e facilitando o trabalho dos bancos na obtenção de maiores níveis de informação. Além do que, estabelece princípios padronizados de apresentação das informações, o que facilita a compreensão e a comparabilidade por parte do usuário, além de penalidades para o caso de cometimento de fraudes das demonstrações contábeis. Não elimina completamente a seleção adversa porque as empresas ainda que não possam fraudar suas demonstrações, podem gerenciar seus resultados na publicação dos relatórios que serão utilizados pelas instituições para a concessão do crédito.

(iii) intermediação financeira: os bancos são especialistas em atuar no mercado financeiro, possuindo grande *expertise* para o assunto e boa competência para segregarem bons e maus pagadores. Buscam fazer empréstimos privados para os bons pagadores, eliminando “o problema dos caronas”, conseguindo bons retornos pelas informações que produzem. Conseguem reduzir a assimetria informacional com mais eficácia a partir da utilização das *venture capital firms*, em que se coloca funcionários do banco no corpo funcional da empresa ou no conselho diretor.

Adicionalmente, nessa discussão, tem-se o risco *ex-post* à contratação do crédito, que está relacionado a incerteza de que o tomador do empréstimo aja da maneira desejada pelo emprestador, isto é, conforme aquilo que foi acordado previamente (ARNOTT; STIGLITZ, 1991; DIONNE; GAGNÉ; GAGNON; VANASSE, 1997; COHEN, 2005).

Segundo Rothschild e Stiglitz (1976), o risco *ex-post* está dividido em duas partes: o de informação oculta, na qual as ações do mutuário podem ser monitoradas pelo credor, mas que o processo contém em si uma informação relevante, adquirida e mantida pelo mutuário sem que o credor consiga perceber, gerando benefícios para o primeiro e prejuízo para o segundo; e o de ação oculta, na qual, desde o início, as atitudes do mutuário não conseguem ser monitoradas pelo credor.

Arrow (1971) denomina esse problema de assimetria da informação de risco moral. Nesse contexto, ele argumenta que os indivíduos possuem incentivos para evitar ações menos arriscadas, uma vez que seus interesses já estão assegurados. Salienta ainda que se não existisse assimetria da informação, os contratos estabelecidos nos mercados estipulariam as reações exatas a serem tomadas para cada ação da contraparte e não existiria espaço para os incentivos inadequados, contudo, o que há, na melhor das hipóteses, é que as ações conseguem ser monitoradas, mas de maneira imperfeita.

Nessa linha, Williamson (1979) afirma que se não existisse assimetria informacional, a execução do contrato seria uma questão simples e todas as questões de incentivos e garantias não teriam relevância que elas possuem na economia da informação, o que facilitaria, inclusive, as sentenças de verificação de cumprimentos contratuais nos tribunais, caso necessário.

Além disso, Kirmani e Rao (2000) afirmam que o monitoramento é caro e boa parte dos agentes deficitários sabem disso ao buscar recursos no mercado de crédito. Logo, conforme Stiglitz (2000), o risco moral também afeta a eficiência do mercado, pois se os indivíduos realizarem ações mais arriscadas, que diferem das inicialmente acordadas e que não podem ser monitoradas, o custo da operação deve ser encarecido.

Adicionalmente, Stiglitz (1993) afirma que as instituições financeiras têm custos altos para monitorar se os recursos emprestados estão sendo empregados nos projetos para os quais a verba foi destinada e com o esforço prometido por parte do tomador. Também chama a atenção para o fato de que os administradores das empresas têm incentivos em descumprir parte ou totalmente o contrato firmado para empregar os recursos em algo mais arriscado que gerem mais resultados, com uma taxa de juros negociada para um negócio de baixo risco.

Para Matias (2009), o risco moral ocorre principalmente em cenários com altas taxas de juros, por conta da influência no custo dos empréstimos e, conseqüentemente, no *risk-taking* dos tomadores, que escolhem projetos mais arriscados para aplicar seus recursos recém adquiridos, para, além de conseguir quitar a dívida, conseguir também aumentar seus retornos.

A opacidade com que o banco consegue monitorar os projetos financiados no momento *ex-post* faz com que os custos sejam elevados, o que incentiva que os recursos sejam aplicados

de forma diversa da combinada. Assim, pode-se afirmar que o risco moral contribui para um maior risco de crédito (YEUNG *et al.*, 2012).

Por outro lado, se o credor consegue monitorar com eficácia as ações do devedor, pode-se interromper o contrato de concessão de crédito ou renegociá-los no decorrer do tempo. Nesse caso, a observabilidade das ações pode produzir o efeito de restrição ao contrato, limitando o comportamento do agente, que poderá ser penalizado em caso de descumprimento (SILVA, 2004).

Mishkin e Eakins (2015, p. 146-147) explicitam três formas de mitigar os problemas de risco moral no mercado de crédito:

- (i) monitoramento: os credores podem monitorar o comportamento das empresas e a contabilidade adquire um papel fundamental nesse contexto, pois permite evidenciar a situação econômico-financeira da entidade, juntamente com os auditores independentes, que atestam a veracidade das informações ali contidas, além da imprensa especializada e dos analistas de mercado, sobretudo quando impõem questionamentos à alta administração, com vistas a esclarecer pontos obscuros dos dados contábeis. Contudo, esse monitoramento exige muitos custos e não elimina “o problema dos caronas”, que se beneficiam do monitoramento feito por outrem. Diante desse problema, os credores não têm incentivos para gastar com monitoramento.
- (ii) *enforcement* de cláusulas restritivas: alinham as decisões do agente e do principal no contrato de dívida, desencorajando o comportamento indesejado, encorajando o comportamento desejado, mantendo a garantia valiosa e provendo maior número de informações fidedignas.
- (iii) garantia e patrimônio líquido: o tomador da dívida tem muito a perder quando oferece garantias ou quando tem alto patrimônio líquido assegurando os termos do contrato. Assim, visando se resguardar, é provável que tome decisões *ex-post* alinhadas com os interesses do prestador.

Schmitt Júnior (2002) aponta mais uma maneira de se minimizar o risco moral, que é o financiamento do projeto por estágios, de maneira que a instituição financeira forneça parte do crédito para o tomador realizar parte de seu projeto e, ao final de cada etapa, é verificado se os objetivos continuam alinhados conforme estabelecido no início da empreitada. A partir disso, libera-se mais uma parcela de recursos para financiar a segunda metade do projeto, e assim por diante. Durante todo esse processo, o mutuário prestaria contas ao banco e os objetivos iniciais tenderiam a caminhar juntos.

Tendo em vista a discussão sobre o ambiente de informação assimétrica, verifica-se a importância de se quantificar o risco de determinado cliente não honrar com o compromisso

assumido, visando a mitigação dos problemas de seleção adversa e risco moral no mercado de crédito.

A mensuração do risco vem a partir do *input* dos dados contábeis e financeiros apresentados pelos tomadores de recurso, permitindo a análise pelos bancos por meio de sinalizações dadas pela situação econômica atual da entidade, pela estrutura de capital e outras informações que reduzem a assimetria informacional (ARRUDA; SOUSA; GIRÃO; PAULO, 2015). Dessa forma, o gerenciamento do risco de crédito dá aos credores as condições de oferecer a melhor possibilidade de taxa de juros, dado o risco que está sendo assumido (ARRUDA *et al.*, 2015).

2.1.2 Gerenciamento do risco de crédito

Como visto, a assimetria da informação faz com que o mercado de crédito seja incompleto e os custos das decisões erroneamente tomadas tornem-se elevados e com maior peso no *trade-off* risco/retorno, fazendo com que as instituições financeiras sejam mais avessas ao risco (STIGLITZ, 1985; GREENWALD; STIGLITZ, 1993).

A assimetria da informação influencia na tomada de decisão avessa ao risco, pois é sabido que a parte interessada na captação do empréstimo possui mais informações acerca do negócio, da operação e das suas intenções do que o lado credor (MISHKIN; EAKINS, 2015).

Cabe ressaltar que essa hipótese de aversão ao risco nem sempre está vinculada ao *trade-off* risco/retorno gerado pela assimetria da informação, visto que em muitas situações, os gestores das instituições financeiras, visando maximizar o seu próprio bem-estar, gerenciam o risco de crédito no sentido de correr menos riscos pessoais, acarretando, em certas circunstâncias, até mesmo conflitos de agência com os acionistas do banco (LOPEZ; SAIDENBERG, 2000).

Porém, de fato, uma das formas de lidar com as informações imperfeitas entre os agentes econômicos presentes no mercado de crédito é o gerenciamento do risco de crédito (BABEL, 1989; JACKSON; PERRAUDIN, 2000), pois esse risco decorre justamente da incerteza que o lado credor possui na capacidade da contraparte cumprir suas obrigações assumidas (FATEMI; FOOLADI, 2006).

A variedade crescente dos tipos de contrapartes (vai desde indivíduos à governos) e a variedade cada vez maior nas formas dos contratos (desde financiamentos de veículos à operações de *hedge* com derivativos) fizeram com que o gerenciamento do risco de crédito

estivesse entre o rol de atividades mais importantes na área bancária (FATEMI; FOOLADI, 2006).

Nesse contexto, o gerenciamento do risco de crédito pode ser compreendido como o processo pelo qual uma instituição financeira avalia a capacidade creditícia de um tomador de empréstimo no tocante à exposição de uma operação de crédito ao risco de *default*, entregando como produto final a estimativa da probabilidade de inadimplência do cliente (IBTISSEM; BOURI, 2013).

Também pode ser definido como o processo que envolve a identificação e mensuração de potenciais riscos de uma operação de crédito, o seu apropriado tratamento e/ou condução preventiva a partir da implementação de ferramentas e modelos (VAN GESTEL; BAESENS, 2008). A aplicação correta do gerenciamento do risco de crédito é indispensável para que uma instituição financeira expanda sua rentabilidade a partir da consecução de novos negócios na carteira de crédito (VAN GESTEL; BAESENS, 2008).

O cerne do gerenciamento do risco de crédito está pautado nos seus benefícios para a instituição financeira, em que se destacam à redução da assimetria da informação com os clientes, pois se busca um maior entendimento acerca dos principais fatores que expõem o contrato de dívida ao risco de crédito, e à otimização do volume de operações com maiores rentabilidades, dado que se consegue fazer uma estimativa razoável acerca do volume e da probabilidade de inadimplência dos empréstimos, com a redução dos custos de transação (WHYMARK, 1998).

Uma das principais razões que faz o gerenciamento do risco de crédito ser tão importante é o fato dos bancos terem uma capacidade limitada de absorver as perdas com empréstimos. Em termos gerais, a capacidade de um banco absorver uma perda em um contrato de dívida provém, em primeira instância, da receita gerada pelos empréstimos de boa qualidade e, em seguida, pelo seu capital regulatório (BOFFEY; ROBSON, 1995).

Outras razões para o crescimento da importância desse tema dentro da ótica bancária são: o aumento no número de falências das empresas, que contribui significativamente para a inadimplência dos passivos bancários; margens mais competitivas entre os bancos no que tange o mercado de crédito; declínio de ativos reais e, portanto, de muitos colaterais nesse mercado; e o crescimento de instrumentos financeiros com exposição ao risco de inadimplência, incluindo os derivativos de crédito (ALTMAN, SAUNDERS, 1997; ALTMAN, 1998; WILSON, 1998).

Uma maneira eficiente de gerenciar o risco de crédito é ampliar a carteira de empréstimos concedidos, porque dessa forma cria-se um diversificador natural a partir da

pulverização do volume de recursos emprestados, desconcentrando esses valores da mão de poucos tomadores, o que traz consigo taxas de juros estabelecidas conforme a necessidade de se cobrir eventos isolados de inadimplência e, em boa medida, para cobrir também o risco da carteira como um todo (BABEL, 1989; JACKSON; PERRAUDIN, 2000; ALTMAN, 2002; KONO; TAKAHASHI, 2010).

A ampliação da carteira de empréstimos foi verificada em outros estudos que concluíram que o gerenciamento do risco de crédito é um mecanismo assertivo na busca por reduzir os problemas de seleção adversa e de risco moral, abaixando, em média, o custo de captação para novos mutuários ou os custos de renovação da dívida, levando às IFs a melhores níveis de rentabilidade em suas operações (VARIAN, 1990; BESLEY; COATE, 1995; WENNER, 1995; ZELLER, 1998; GHATAK, 1999; VAN TASSEL, 1999; KONO; TAKAHASHI, 2010).

Nessa linha, os melhores níveis de rentabilidade se encontram em uma carteira mais ampla de empréstimos do que em uma carteira menor, justamente pelo fato do gerenciamento do risco de crédito se tornar mais eficaz ao longo do tempo (MORDUCH; ARMENDARIZ, 2005; IBTISSEM; BOURI, 2013). Ao ampliar o leque de operações, reduz-se os custos de transação, inclusive, os de informação, não só pelo ganho em escala, mas também pela *expertise* adquirida pelo banco por conta do vasto histórico de contratos com grande amostragem de resultados alcançados, permitindo que um estilo padrão de mutuário passe a ser desenhado com certas características desejadas na hora de se fazer novos negócios, fazendo com que o nível de assimetria de informação em novos contratos e na renovação das dívidas seja reduzido (MORDUCH; ARMENDARIZ, 2005; IBTISSEM; BOURI, 2013).

Outra forma de gerenciar o risco de crédito é a elaboração de um *rating* para alocar seus clientes conforme os seus níveis de risco (BRICE, 1992). Essa metodologia foi desenvolvida, inicialmente, por conta de pressões externas de reguladores e do mercado, que almejavam mais informações a respeito da composição das carteiras de empréstimos e dos respectivos riscos assumidos pelos bancos (BRICE, 1992).

Em um segundo momento, o uso desse mecanismo passou a figurar amplamente entre os bancos não somente como resposta às pressões externas, mas como forma de precificação do custo dos empréstimos, para o provisionamento das perdas (PECLD), para a revisão dos limites de crédito dos clientes, para reclassificar esses entre as diferentes faixas de risco e para estimar a qualidade do crédito concedido (BRICE, 1992).

Segundo Merton (1974), é possível dividir o gerenciamento do risco de crédito em dois componentes: a *Probability of Default* (PD) e o *Loss Given Default* (LGD). O primeiro ocorre

no momento da concessão de crédito, sendo definido como a probabilidade calculada do tomador do empréstimo inadimplir, com base no conceito de seleção adversa.

Contudo, segundo Trein (2011), o acompanhamento dessa estimativa deve ocorrer durante toda a vigência da operação, pois deve-se levar em consideração os problemas de risco moral presentes nos contratos. Esse adendo, permite o gerenciamento das variações na previsibilidade de perdas a partir de eventos que ocorrem no decorrer do tempo, podendo fazer com que um mesmo cliente transite nas diferentes faixas de risco de uma instituição bancária (TREIN, 2011).

E, mesmo ocorrendo a inadimplência, o banco não arca com todo o custo do crédito concedido, pois recupera parte dele a partir de pagamentos atrasados por meio de acordos judiciais ou extrajudiciais. Por outro lado, o LGD corresponde a perda não recuperada, isto é, o *default* da operação em si (MERTON, 1974).

A literatura apresenta diversos modelos de gerenciamento do risco de crédito, devendo-se dar destaque para alguns como o elaborado pelo J.P. Morgan (CreditMetrics), que leva em conta uma metodologia de cálculo para avaliar o valor em risco (Value-at-Risk) de uma carteira decorrente de alterações na qualidade do crédito do mutuário, com o estabelecimento de um perfil de cliente com características de exposição ao risco, além de combinar as volatilidades dos instrumentos individuais, levando em consideração as correlações entre os diversos eventos de crédito, para modelar a volatilidade da carteira agregada.

O CreditRisk+, do Credit Suisse, tem o foco na estimativa da PECLD. Além disso, também é capaz de avaliar os requisitos de capital de risco em um ambiente em que empréstimos ilíquidos (com poucos dados associados) são mantidos até o vencimento (GUNDLACH; LEHRBASS, 2013).

Por fim, o modelo de portfólio KMV, desenvolvido pela Moody's, mede as características de risco e retorno de um portfólio e permite ao usuário explorar o efeito incremental de uma exposição variável a um ativo individual. Também fornece um exame do efeito de uma mudança em larga escala no *mix* de portfólio e uma avaliação de possíveis mudanças no plano estratégico. Além disso, pode ser uma ferramenta valiosa para determinar os requisitos agregados de capital e a alocação de capital econômico (REHM; RUDOLF, 2000).

Todos modelos supracitados utilizam como principal fonte de *input* as informações econômico-financeiras obtidas a partir das demonstrações contábeis (BRITO; ASSAF NETO, 2008) e a partir do *input* dessas informações, os modelos dão base ao julgamento da instituição financeira acerca da capacidade do tomador do recurso (DAMASCENO; ARTES; MINARDI, 2008).

Inclusive, a utilização de informações contábeis para alimentar modelos de gerenciamento de risco de crédito para a tomada de decisão da instituição financeira vem ganhando maior enfoque nas últimas décadas (MACHADO, 2017), visto que, anteriormente, a maioria dos estudos que focava na relevância das informações contábeis para a tomada de decisão sempre tiveram na figura do investidor o usuário predileto (HOLTHAUSEN; WATTS, 2001).

Essa literatura que estuda a relevância das informações contábeis para a auxiliar na tomada de decisão do credor foi denominada *credit relevance* e, nessa vertente, quando se procura entender a mensagem passada pelo conteúdo das demonstrações contábeis, busca-se, na verdade, reduzir a assimetria informacional presente nos contratos de empréstimos, de maneira que os *outputs* gerados pelos modelos de gerenciamento de risco crédito reduzam a chance de inadimplência na carteira (HANN; LU; SUBRAMANYAM, 2005).

Logo, o risco de crédito é uma informação relevante que os dados contábeis geram para uma instituição financeira, sendo o *credit relevance* a capacidade que as informações contábeis têm de gerar utilidade para a tomada de decisão do credor, sobretudo nos aspectos que tangem o risco de inadimplência e *rating* de crédito (FLOROU *et al.*, 2017).

Hann *et al.* (2007) definem que o *credit relevance* é a habilidade de obtenção de informação útil por parte do credor a partir da associação entre indicadores financeiros obtidos nas demonstrações contábeis com a expectativa de fluxo de caixa futuro do devedor. A análise conjunta dessas informações dentro dos modelos de gerenciamento de risco de crédito permite com que a IF reflita e decida quanto à solvência de uma entidade interessada em captar recursos e, por consequência, quanto à possibilidade de cumprimento da obrigação assumida (HANN *et al.*, 2007).

Horrigan (1966) e Kaplan e Urwitz (1979) identificaram o ativo total, grau de endividamento e capital de giro como informações contábeis relevantes na ótica do gerenciamento do risco de crédito a longo prazo.

As pesquisas de Hann *et al.* (2005), Hann *et al.* (2007) e Florou *et al.* (2017) identificaram a alavancagem, a cobertura de juros da dívida e o retorno do ativo como dados contábeis que explicam o risco de crédito das empresas.

No contexto brasileiro, Duarte, Girão e Paulo (2017) apontam para o aumento da relevância da informação contábil na ótica do gerenciamento do risco de crédito, ao identificar o aumento da capacidade explicativa dos dados contábeis para a posterior classificação do risco de crédito das empresas. Eles também identificaram a alavancagem e a cobertura de juros da dívida como medidas indicativas do risco de crédito.

A literatura do *credit relevance* teve em Beaver (1966) o seu precursor. Segundo ele, tais dados auxiliam na previsão de falência com uma antecedência de cinco anos, período, segundo Altman (1968), bastante razoável para evidenciar que a situação financeira das empresas está se deteriorando, permitindo um gerenciamento de risco de crédito mais assertivo, pois a insolvência precede a inadimplência (ALTMAN, 1968, MERTON, 1974; HO; SAUNDERS, 1981; BERGER; DEYOUNG, 1997; SU-LIN; YAN-MING, 2008; VASCONCELOS *et al.*, 2014).

Nessa linha, o uso de modelos contendo informações contábeis pode auxiliar o credor na melhor estimativa do risco de crédito, pois, a partir delas, é possível a identificação de clientes com maiores dificuldades financeiras, que indica maior probabilidade de insolvência, que acaba por contribuir para a melhor tomada de decisão de se emprestar ou não dinheiro (ALTMAN, 1968; OHLSON, 1980).

Contudo, a utilização das informações contábeis como *inputs* nos modelos de gerenciamento de risco de crédito é vista com desconfiança, pois há a possibilidade latente da administração manipular os dados a fim de obter menores riscos de crédito e, por consequência, melhores graus de *rating*, principalmente quando se analisa os diversos escândalos oriundos de fraudes contábeis (RÜCKESHÄUSER, 2017).

Assim, o gerenciamento do risco de crédito também deve levar em consideração um melhor ajuste na seleção dos dados das empresas que buscam captar empréstimos (ZHOU *et al.*, 2018). Dessa forma, minimizam-se as inconsistências no cadastro de clientes, reduz-se a assimetria informacional com que as áreas de crédito e de segurança da informação trabalham e otimizam-se os parâmetros que sinalizam a probabilidade de fraudes nos números apresentados (ZHOU *et al.*, 2018).

2.2 Fraudes Contábeis

As pesquisas que abordam a ótica de fraudes remetem ao estudo de Cressey (1953), que explica o caminho percorrido pela fraude, desde o surgimento de uma motivação particular do indivíduo, passando pela observação das oportunidades para cometer o ato, com o desfecho na própria ação racional, pensada e premeditada; são os três pontos que se conectam no chamado “triângulo da fraude corporativa”.

Segundo Cressey (1953), os funcionários de uma empresa, sejam eles de alto ou baixo escalão, podem violar a confiança recebida de seus superiores para o exercício das atribuições as quais lhe foram confiadas, caso possuam algum interesse particular ou problema a ser

resolvido (motivação); assim, os agentes fraudadores verificam as oportunidades para atuar e, via de regra, após o segundo passo, agem racionalmente no sentido de confiarem que podem resolver seus problemas de forma secreta, muitas vezes utilizando os recursos da entidade, logrando seus interesses particulares, mesmo que violando a confiança outrora recebida, e ainda justificando seus atos, como se essa fosse a única forma possível de resolver os seus problemas.

Nesse sentido, a fraude pode ser definida como qualquer ganho pessoal obtido por uma parte, de forma ilícita, em que o erro tende a ser o principal *modus operandi* da coisa (VONA, 2012). Ressalta-se, no entanto, que embora verificam-se muitos erros e oportunidades no cometimento das fraudes, não se pode afirmar que todos os erros são fraudes propriamente ditas (MACHADO; GARTNER, 2018).

Ainda de forma geral, define-se a fraude como uma representação falsa, realizada de maneira intencional por determinado agente, com o objetivo claro de tirar proveito disso, prejudicando outrem (COENEN, 2008).

Quando isso é levado para o ambiente corporativo, isto é, quando esse fenômeno ocorre contra uma empresa ou por ela própria, tem-se a chamada fraude corporativa (SINGLETON, 2010), que pode ser definida como os atos isolados ou recorrentes, praticados de maneira deliberada, pautados em uma conduta criminosa, cometidos por membros do corpo funcional da entidade, com ou sem consentimento da alta administração, ou até mesmo realizados por ela própria, em que se visa atender interesses próprios, causando prejuízos a terceiros (REZAEI; RILEY, 2010).

As fraudes de natureza contábil e financeira são as mais comuns dentro do espectro das fraudes corporativas, sobretudo aquelas que violam os relatórios financeiros publicados (MACHADO; GARTNER, 2018). Este tipo, inclusive, pode ser definido a partir da adaptação do conceito mais amplo de fraude, porém aplicado ao aspecto contábil, ou seja, seria a adulteração da condição econômico-financeira atual de uma entidade, a partir da distorção ou omissão realizada de maneira deliberada dos números que são evidenciados nas demonstrações contábeis (SINGLETON, 2010).

Nessa linha, uma definição para o conceito de fraude contábil é a manipulação deliberada da condição financeira de uma empresa realizada por meio de distorção ou omissão intencional de valores ou divulgações nas demonstrações contábeis, a fim de enganar os usuários da informação (ATA; SYEREK, 2009; ANAND; DACIN; MURPHY, 2015; REPOUSIS, 2016).

As fraudes contábeis constituem um processo de negligência proposital ao sistema de valores morais de uma companhia, ferindo o código de ética e de conduta desta, numa tentativa

de se auferir ganhos e vantagens a partir da elaboração das demonstrações contábeis, sobretudo quando os sistemas de controle das companhias são pouco efetivos para detectar e impedir o cometimento da ilicitude pelos agentes (COENEN, 2008).

Embora esteja no campo de atuação de todos os funcionários de uma empresa, a fraude contábil é mais fortemente promovida pela administração, como forma de ocultar a verdadeira situação econômica da empresa, visando atender às expectativas de alguns *stakeholders* (REZAEI, 2005; OZILI, 2015). Assim, os gestores, utilizam-se da sua autoridade discricionária para apresentar uma posição e desempenho de maior robustez financeira (HASAN; OMAR; BARNES; HANDLEY-SCHACHLER, 2017).

As fraudes contábeis seguem o mesmo caminho proposto por Cressey (1953) no triângulo da fraude. A proteção do interesse próprio dos agentes envolvidos ou a proteção dos interesses da empresa são as duas principais motivações para o cometimento dos crimes contábeis (MAHAMA, 2015).

Como a seleção dos dados e posterior preparo das demonstrações contábeis são de responsabilidade da administração da empresa, as transações podem ser estruturadas para atingir e evidenciar o melhor resultado contábil, relatando as principais transações financeiras em proveito da empresa (WARSHAVSKY, 2012). Na categoria de motivação própria dos agentes, situam-se os incentivos para a gerência se envolver em práticas antiéticas impulsionadas pelo ganho pessoal, prestígio, empregabilidade, ego e ganância, ilustrados pelo comportamento executivo oportunista e explorador para alcançar objetivos pessoais (WATTS; ZIMMERMAN, 1978; ROCKNESS; ROCKNESS, 2005).

Condições financeiras ruins também podem funcionar como motivadores de funcionários e executivos não éticos a melhorar a posição financeira atual da empresa para conseguir aliviar tensões advindas de ameaças de perda de emprego ou simplesmente para angariar recursos com bancos ou com outros investidores, muitas das vezes, para ganhar fôlego na luta contra os problemas de liquidez (HAMER, 1983).

A remuneração variável, na forma de bônus, também configura no rol de motivações para o cometimento de fraudes nos relatórios financeiros, visto que, se os salários dos administradores são compostos de uma parcela fixa mais outra variável, sendo esta atrelada aos resultados alcançados pela empresa, há uma tendência de que eles queiram manter os lucros sempre em patamares elevados ou, no mínimo, sempre superiores aos dos exercícios imediatamente anteriores à divulgação atual (BENEISH, 1999).

Quando os lucros aumentam, o mercado de ações (se é uma empresa que negocia na bolsa de valores) passa a analisar esta empresa com maior interesse, fazendo com que haja

maior procura pela negociação de suas ações, levando-a a se valorizar; por outro lado, se os resultados líquidos são negativos com regularidade ou se a perspectiva de crescimento também não é das melhores, a sinalização pode ser de fraco desempenho, refletindo na diminuição da procura dessas ações ou até mesmo no excesso de oferta dessas, fazendo com que o valor da empresa se reduza (DECHOW; KOTHARI; WATTS, 1998; HEALY; WAHLEN, 1999; BURGSTHALER; EAMES, 2006; PEREIRA, 2017).

Nesse sentido, observa-se que algumas empresas que obtêm uma alta valorização no preço de suas ações, pelo fato de entregarem os resultados esperados pelo mercado, acabam por cometer fraudes justamente para não decepcionar analistas e investidores e, conseqüentemente, para não perder essa valorização obtida (DECHOW; GE; LARSON; SLOAN, 2011).

O normal é que as empresas tentem dissipar qualquer impressão de que seu crescimento está caindo ou estagnado, que as perspectivas de resultados não são tão boas, que os lucros estão em patamares baixos ou negativos ou que a capacidade de pagamento está comprometida, pois tudo isso influencia na credibilidade da organização perante investidores e credores (BENEISH, 1999).

Contudo, cabe ressaltar que, mesmo que o fluxo normal das fraudes contábeis seja no sentido de melhorar o lucro reportado, há também a possibilidade de a manipulação ocorrer no sentido inverso, de maneira que o lucro divulgado seja menor, fazendo com que a tributação também seja reduzida (PEREIRA, 2017).

No contexto apresentado, verifica-se que o propósito intrínseco das fraudes contábeis é a transgressão deliberada da normatização prevista pelos princípios contábeis geralmente aceitos, que acaba ferindo as características qualitativas da informação financeira útil, que influencia a tomada de decisão do usuário (BENEISH, 1997), pois, conforme trazido pela Estrutura Conceitual (EC) proposta pelo International Accounting Standards Board (IASB) promulgada em 2018, o objetivo das demonstrações contábeis é prover o usuário, seja ele investidor, credor, governo ou corpo funcional de informações financeiras úteis para uma melhor tomada de decisão.

O fenômeno abordado até o momento não pode ser confundido com a prática usual de gerenciamento de resultados contábeis. Este segundo pode ser definido como a instância em que há intervenção proposital por parte dos administradores nos resultados evidenciados pelos relatórios financeiros, embasada na subjetividade do julgamento profissional, quando existe mais de uma possibilidade prevista na normatização contábil de se reconhecer, mensurar e/ou evidenciar um dado evento econômico e se opta pela forma que é mais benéfica para a organização (SCHIPPER, 1989; HEALY; WAHLEN, 1999; MARTINEZ, 2008).

O gerenciamento de resultados, diferentemente das fraudes contábeis, não fere os princípios contábeis geralmente aceitos (BENEISH, 1999), haja vista que, aquele pode até ser criticado do ponto de vista moral e ético, mas dadas as lacunas existentes na normatização contábil dos países, é uma prática, de certa forma, aceita (ERICKSON; HANLON; MAYDEW, 2006).

Porém, salienta-se que apesar de serem situações distintas, a linha entre as duas pode se tornar tênue, dado que empresas praticantes do gerenciamento de resultados, ao longo do tempo, devem ter que lidar com as consequências futuras dos estornos do gerenciamento do passado (HEALY, 1985) e isso também pode acarretar prejuízos para algumas partes interessadas no negócio (SCHIPPER, 1989; HEALY; WAHLEN, 1999).

Algumas empresas, por apresentarem situações confortáveis do ponto de vista financeiro, conseguem gerenciar seus resultados no futuro, de forma a contrabalancear os gerenciamentos realizados no passado, apresentando resultados não tão bons e não sofrendo significativamente com isso (HEALY, 1985). Por outro lado, algumas empresas terão que continuar no seu caminho crescente de gerenciamento, de maneira que, em muitas das situações, elas passam a recorrer às fraudes contábeis propriamente ditas para continuarem com os ganhos lineares ou para compensar as perdas do passado trazidas para o presente (DECHOW *et al.*, 1996; BENEISH, 1997; LEE *et al.*, 1999).

Não obstante a distinção entre as práticas e conceitos dos dois fenômenos, conclui-se que em ambos os casos, o grande objetivo é influenciar a tomada de decisão por parte do usuário da informação acerca de suas análises sobre o desempenho da empresa, bem como também interferir nas relações contratuais que tomam por base os números contábeis, de maneira que, se fosse apresentada toda a informação disponível e de maneira honesta, o julgamento poderia ser diferente (PAULO, 2007; WEST; BHATTACHARYA, 2016).

2.2.1 Fraudes Contábeis e Risco de Crédito: Evidenciando Essa Relação

No contexto econômico mundial, os intermediadores financeiros assumem papel relevante na eficiência da economia a partir do fornecimento de serviços de liquidez e gerenciamento de riscos, ajudando a potencializar os mercados financeiros com a canalização dos fundos credores para os devedores (MISHKIN; EAKINS, 2015). No entanto, esses mercados não estão isentos de serem atingidos pela problemática de que uma parte geralmente não sabe o suficiente sobre a outra, gerando uma desigualdade informacional, característica típica na maioria dos negócios (ACEMOGLU; SCOTT, 1997).

Nesse cenário, tem-se que as demonstrações financeiras de uma entidade são preparadas em intervalos regulares (trimestralmente, anualmente e, no caso dos bancos, também semestralmente) e devem apresentar de maneira fidedigna e com completude de informações a situação econômico-financeira da empresa naquele período de tempo.

A partir de então, tem-se a figura do auditor independente, que assegura com razoável segurança e, presume-se, de forma imparcial, se as informações ali contidas refletem a realidade. Na ponta desse processo, surgem os financiadores do negócio, interessados em saber da saúde financeira da entidade, representados, basicamente, pelas figuras de bancos e investidores, que confiam no papel desempenhado pela auditoria e nas informações publicadas para poderem empregar seus fundos, com interesse de obter sua remuneração de capital; no contexto apresentado, a confiança tem papel relevante na tomada de decisão, pois acredita-se que as demonstrações financeiras foram preparadas seguindo princípios éticos e que o auditor cumpriu bem com o seu trabalho.

Em países como Brasil, China, Argentina e Portugal, os bancos são, de fato, os principais interessados em saber a respeito do negócio em que estão aplicando seus recursos, pois nessas economias, as empresas encontram nos empréstimos bancários a principal fonte de financiamento de seus projetos (CHEN *et al.*, 2011; BEIRUTH *et al.*, 2017; PEREIRA, 2017).

Isto se deve a fatores culturais, pouco desenvolvimento do mercado acionário, com um universo relativamente pequeno de empresas listadas na bolsa, pouco conhecimento por parte das pessoas para investir em ações, pouco incentivo dos governos, etc., fazendo com que as empresas acabem enfrentando várias restrições no mercado de ações e tenham que recorrer mais fortemente aos bancos para financiar seus projetos (BECK; DEMIRGUC-KUNT; MAKSIMOVIC, 2008; NIYAMA; SILVA, 2013; MISHKIN; EAKINS, 2015; MACHADO, 2017).

Assim, todos os fatores de risco têm seu valor no momento de se precificar a taxa de juros que será cobrada em um contrato de empréstimo ou financiamento por parte do banco (GRAHAM; LEMMON; SCHALLHEIM, 1998; STANLEY; SHARMA, 2011). Nesse sentido, a dívida bancária pode fornecer um forte incentivo para os gestores manipularem as informações contábeis a fim de reduzir os custos de empréstimos, visto que, ao alterar a situação financeira atual da entidade, a probabilidade fictícia de inadimplência da dívida também diminui, tornando o risco de crédito menor, bem como o custo de captação (GRAHAM, LI; QIU, 2008; STANLEY; SHARMA, 2011; MINNIS, 2011).

Define-se, portanto, a fraude no mercado de crédito como a atividade ilícita, na qual o tomador do empréstimo obtém o recurso a partir de dados manipulados, aproveitando-se das

brechas existentes no sistema de controle da instituição financeira, da assimetria informacional presente no mercado de crédito e também pela ausência de poder coercitivo em que, no final do processo, após violar suas obrigações contratuais, causa uma perda financeira para o credor (HAN; NELEN; JOO, 2015).

Tal poder coercitivo influencia consideravelmente na maneira como a IF se relaciona com seus clientes, pois se estes vierem a ser punidos pelos órgãos reguladores por conta de informações contábeis falaciosas, o risco de crédito deles se torna mais alto e, nesse momento, o normal é que se aumente o esforço de monitoramento, que influenciará tanto na margem que poderá ser emprestada, quanto nas taxas de juros (STANLEY, 2015).

Porém, mesmo com a possibilidade de retaliação *ex-post*, em algumas situações, quando os contratos de dívidas junto aos bancos possuem cláusulas que, se violadas, as empresas incorrem em altos custos, surge o incentivo para a prática de manipulação dos dados e indicadores financeiros para que as condições pré-estabelecidas não sejam quebradas (PEREIRA, 2017).

Dye (1988) e Trueman e Titman (1988) mencionam que os gestores das empresas, ao serem submetidos ao escrutínio de agentes externos, ou motivados por interesses pessoais, podem fraudar as demonstrações contábeis para atender às expectativas estabelecidas pelos agentes do mercado (dentre eles, os bancos) com relação ao valor da empresa e a sua condição financeira.

Assim, outro objetivo das fraudes nos relatórios contábeis é justamente evitar o aumento no risco de crédito, pois há o interesse que a crença de bom pagador por parte do banco no devedor não mude, isto é, que continue havendo confiança de que o pagador honrará com o compromisso assumido (STANLEY; SHARMA, 2011).

Sweeney (1994) analisou as motivações das fraudes contábeis no mercado de crédito e constatou que empresas que descumpriram as cláusulas contratuais, isto é, se tornaram inadimplentes em determinado ano, apenas postergaram o inadimplemento, visto que, já em anos anteriores, procederam com a adulteração dos dados contábeis de maneira a melhorar suas respectivas situações econômicas e seus ganhos e, desta forma, adiarem ou evitarem o não cumprimento da dívida; não somente isso, mas para não se enquadrarem em faixas de pior *rating*, o que geraria maiores custos para a operação de crédito, ensejando, assim, uma suposta regra de quanto maior a probabilidade do risco de crédito, maior a probabilidade do risco de fraudes contábeis.

Nesse sentido, verifica-se que quando as cláusulas dos contratos de empréstimo correm risco de descumprimento, a administração busca alternativas contábeis que conduzem a

empresa a apresentar melhores dados justamente para não sofrer sanções por parte dos bancos (WATTS; ZIMMERMAN, 1990).

Outros estudos vão ao encontro, ao delatarem justamente esse comportamento oportunista dos gestores de empresas que estão próximas de violar os *covenants* das dívidas, utilizam-se das fraudes contábeis para evitar essa violação, fazendo com que haja uma relação positiva entre demanda por financiamento bancário e fraudes, pois muitas empresas utilizam-se destas artimanhas para conseguirem captar novos recursos junto aos bancos ou não se desqualificarem no *rating* atual (DEFOND; JIAMBALVO, 1994; DECHOW *et al.*, 1996; DICHEV; SKINNER, 2002; EFENDI; SRIVASTAVA; SWANSON, 2007).

Nesse cenário, os bancos na hora de ofertar os empréstimos, podem ter uma precisão menor das demonstrações financeiras das empresas interessadas, justamente por conta dos incentivos mencionados que fazem com que as informações se apresentem de forma adulterada (CHEN *et al.*, 2011). Como resultado, os bancos podem mudar suas políticas creditícias e passarem a oferecer menos empréstimos, ou exigir taxas de juros mais altas, tornando o mercado de crédito menos eficiente, ou incluir mais cláusulas restritivas nos contratos, ou exigir mais garantias (BONATTO, 2003).

A utilização de *covenants* é muito usual dentro do mercado de crédito e permite aos credores um monitoramento mais rigoroso acerca da capacidade de pagamento da dívida por parte do agente deficitário (MATHER; PEIRSON, 2006).

A maioria dos *covenants* estipula valores máximos e mínimos de resultados contábeis e dados do balanço patrimonial que uma entidade deve apresentar para não ter restrições junto ao sistema financeiro; também é avaliada a *performance* da empresa quanto aos seus indicadores financeiros (COTTER, 1998).

Algumas das restrições presentes nas cláusulas de contratos de empréstimos estabelecidos entre os bancos e pessoas jurídicas são a proibição de certas ações por parte do devedor, tal como a impossibilidade de se pagar dividendos aos acionistas, a proibição de emissão de novas ações, o impedimento de se fazer investimentos em outras empresas, desqualificação no *rating* de crédito atual, além da restrição quanto à contratação de novas dívidas (WATTS; ZIMMERMAN, 1986; BEGLEY, 1990).

Há uma corrente que defende que as mudanças nas políticas contábeis e na normatização vigente são bastante relevantes na hora do descumprimento das cláusulas restritivas e posterior aumento no risco de crédito, dado que, nesse cenário, pode surgir um volume grande de ajustes a serem feitos nas demonstrações, provenientes da alteração de uma norma ou da adoção de um novo padrão, que podem acabar por influenciar nos indicadores financeiros das empresas

(LEFTWICH, 1983; DICHEV; SKINNER, 2002; FRANKEL; SEETHAMRAJU; ZACH, 2008; DEMERJIAN, 2011; CHEN *et al.*, 2011).

Por outro lado, a violação das cláusulas restritivas nos contratos de dívida pode ocorrer simplesmente por conta de dificuldades financeiras e problemas de solvência das empresas. Beneish e Press (1995) verificaram que empresas que descumpriram os *covenants*, enfrentaram perdas no ano do descumprimento, além de divulgarem prejuízos nos dois anos imediatamente anteriores.

Chen, Martin, Mashruwala e Mashruwala (2014) corroboram ao afirmar que características das empresas como tamanho, rentabilidade e alavancagem influenciam na mensuração do risco de crédito e, quando se observa uma dificuldade financeira em que esses indicadores possam ser afetados de alguma forma, as cláusulas restritivas podem ser descumpridas.

A variável alavancagem também é citada como relevante no estudo de Persons (1995), em que se observa uma relação de causa e efeito dela com o incumprimento de contratos de empréstimos por conta de uma possível dificuldade financeira a ser enfrentada pela companhia no médio prazo. Isso acarreta em uma menor capacidade de se obter novos empréstimos, por conta do aumento do risco de crédito, que leva a problemas de liquidez, entrando em um ciclo virtuoso (PERSONS, 1995).

Nesse contexto, Dalnial, Kamaluddin, Sanusi e Khairuddin (2014) afirmam que empresas com dificuldades financeiras ou com risco iminente de liquidez no curto prazo são potenciais fraudadoras dos dados contábeis para não serem penalizadas com desqualificação no *rating* das instituições financeiras ou para que as dívidas não sejam antecipadas, por conta da violação dos *covenants*, configurando, portanto, um critério importante a ser analisado na ótica do risco de crédito.

Ball *et al.* (2015) chamam esses critérios de *credit relevance*, pois todas essas informações servem de base para a instituição financeira tomar sua decisão, pois, a partir de sua utilização, consegue-se mensurar o risco de crédito do interessado em captar o recurso, calcular a probabilidade de inadimplência, elaborar as cláusulas restritivas e estabelecer a taxa de juros a ser empregada no contrato.

2.2.2 Fraudes contábeis: a dualidade existente acerca da qualidade de detecção de relatórios financeiros fraudulentos

Após os escândalos contábeis ocorridos nas décadas de 1990 e 2000, os *stakeholders* colocaram mais atenção na análise da qualidade dos lucros das entidades, pois a prática de manipulação das informações divulgadas tornou-se efetivamente conhecida, podendo ser realizada através de receitas fictícias, reconhecimento impróprio de ativos, subestimação de despesas e passivos, *disclosure* inadequado, dentre outras (BENEISH, 1999; MAHAMA, 2015).

A partir dessa preocupação, emergiram ferramentas que buscam detectar, com um certo nível de confiança, a probabilidade de as informações contábeis estarem contaminadas com algum tipo de fraude (HASAN *et al.*, 2017).

A análise dos índices financeiros, a utilização de modelos estatísticos e matemáticos e a mineração de dados são algumas dessas ferramentas geralmente utilizadas para detectar fraudes nas demonstrações contábeis, sendo que, uma modelagem robusta, atrelada a um acompanhamento consistente das variações das contas contábeis e dos indicadores financeiros, ajudam a identificar a adulteração dos dados contábeis com razoável eficácia (HASAN *et al.*, 2017).

Os procedimentos analíticos utilizados pela área de auditoria (interna ou externa) faz parte das técnicas que auxiliam na detecção das fraudes contábeis (ALBRECHT *et al.*, 2009). Esses procedimentos referem-se à análise de proporções e tendências, bem como à investigação resultante de variações e relacionamentos que são inconsistentes com outras informações relevantes ou que se desviam dos valores previstos (ALBRECHT *et al.*, 2009).

Muitos pesquisadores e investigadores de fraudes recomendam a análise dos índices financeiros e variáveis contábeis como técnica eficaz para detectar a probabilidade de ocorrência de manipulação dos relatórios, principalmente o EBITDA, grau de alavancagem, margem bruta, ROA e receita líquida (PERSONS, 1995; SPATHIS, 2002; BAI *et al.*, 2008; PEROLS; LOUGEE, 2011; HERAWATI, 2015; MAHAMA, 2015; ZAINUDIN; HASHIM, 2016; RAMÍREZ-ORELLANA; MARTÍNEZ-ROMERO; MARIÑO-GARRIDO, 2017).

Abbassi, Albrecht, Vance e Hansen (2012) chamam a atenção para a importância da análise também dos relatórios financeiros trimestrais e não somente dos anuais, pois em seu estudo, a inclusão da análise dos indicadores financeiros trimestrais e das demais informações contábeis nessa mesma periodização, melhorou significativamente a taxa de detecção de fraudes.

Além desse ferramental, os modelos estatísticos e matemáticos também buscam prever e explicar o fenômeno das fraudes e, nesse sentido, destaca-se o modelo M-Score proposto por Beneish (1999), que se utiliza de informações contábeis para mensurar a probabilidade de

fraude nos relatórios financeiros a partir de uma análise *logit*. O objetivo do modelo é diferenciar as empresas cujos gestores administram ilegalmente os lucros, daquelas que não, podendo-se enquadrar a pesquisa, a partir dos resultados apresentados, dentro da corrente que considera que as informações contábeis conseguem dar subsídios para o descobrimento de fraudes.

Em outra pesquisa, Beneish (1997) busca segregar, a partir do mesmo modelo M-Score, as empresas que fraudavam os relatórios, das que gerenciavam resultado. Diferentemente da abordagem sobre métodos de competência discricionária (gerenciamento de resultados), essa pesquisa levou em consideração, além dos próprios *accruals* discricionários, índices financeiros e outras variáveis, todos coletados também a partir dos dados contábeis e apresentou resultados no sentido de corroborar com a corrente que defende que os dados contábeis podem servir de fonte para detecção de fraudes.

Ainda na mesma linha, encontram-se os estudos que pautam a detecção eficaz de fraudes a partir da análise de conteúdo das demonstrações contábeis. Pesquisas nesse campo conseguem detectar a possibilidade de adulteração dos números contábeis averiguando a linguagem utilizada no conteúdo divulgado, da forma como estão escritas as notas explicativas e o relatório da administração, principalmente este último, pois é de onde se consegue fazer uma análise da mensagem que a própria administração está querendo passar, direcionando a atenção do leitor para uns aspectos em detrimento de outros (LI, 2010; GOEL; GANGOLLY, 2012; YU, 2013; PURDA; SKILLICORN, 2015).

Da mesma forma que os auditores confiam nas tendências anteriores de desempenho financeiro de uma empresa para identificar desvios de conduta com relação à normatização contábil, a partir de variações relevantes nos dados evidenciados de um período para o outro, as ferramentas baseadas em análise de conteúdo e linguagem empregada nos relatórios também buscam se beneficiar no sentido de identificar fraudes contábeis a partir da variação da linguagem empregada nos relatórios da empresa de um período para o outro (CECCHINI; AYTUG; KOEHLER; PATHAK, 2010).

Outra forma tida como eficaz dentro do processo de detecção de fraudes contábeis, apesar dos estudos não darem tanta ênfase, é justamente a análise de dados não financeiros de desempenho da entidade, sobretudo na utilização desta técnica da mesma forma como se fossem dados financeiros, isto é, na verificação se o padrão dos dados foge do comportamento esperado convencional ou se as tendências estão pouco intuitivas (BELL; CARCELLO, 2000; BELL; PEECHER; SOLOMON, 2005; BRAZEL; JONES; ZIMBELMAN, 2009).

Assim, é importante que profissionais da área destinados a conferir a conformidade dos dados contábeis com a realidade econômico-financeira das entidades estejam atentos e preparados para trabalhar também com dados e aspectos não financeiros apresentados pela administração, pois eles podem fornecer sinais de alerta na detecção das fraudes (OZILI, 2020).

Por fim, uma outra ferramenta que a literatura apresenta como efetiva na detecção de indícios e comportamento fraudulento das demonstrações contábeis é a partir da análise da remuneração paga aos auditores independentes, especialmente quando se trata de companhias abertas. Segundo Wysocki (2010) e Hribar, Kravet e Wilson (2014), o valor pago aos auditores independentes a título de remuneração, quando os lucros estão manipulados, tende a ser maior do que em uma situação sem fraude.

Esse tipo de análise foi verificada no setor financeiro no estudo de Kanagaretnam, Krishnan e Lobo (2010), em que se correlaciona o grau de independência dos auditores externos com o nível de constituição de PECLD nas carteiras de empréstimos dos bancos. Eles trazem que, em grandes bancos, não foi encontrada relação significativa entre os honorários pagos aos auditores independentes e o nível de manipulação na principal conta de provisão de uma IF; ao passo que, em bancos pequenos, uma maior remuneração paga aos auditores estava intimamente ligada a um maior nível de informação adulterada no que tange a análise específica dessa alínea contábil.

Apesar da suposta eficácia na detecção de fraudes trazida das mais diferentes formas pelos estudos anteriores, esse contexto ainda se apresenta bastante desafiador, visto que, independentemente da ferramenta utilizada para se detectar fraudes contábeis, o que normalmente se observa é uma padronização do estilo do relatório, do uso da linguagem e da escrita, além dos próprios dados contábeis evidenciados variarem, na média, muito pouco de um período para outro (BROWN; TUCKER, 2011).

Para Ozili (2020), independentemente da abordagem a ser utilizada na tentativa de detecção das fraudes contábeis, seja ela empírica, experimental, exploratória, analítica ou crítica, deve-se sempre ter em mente que o fenômeno é complexo, requer muita capacidade dos profissionais e pesquisadores da área; além disso, adiciona que é difícil de explicá-lo de maneira categórica.

Kaminski, Wetzel e Guan (2004) e Purda e Skillicorn (2015) também ligam um sinal de alerta quando o assunto é a eficácia das ferramentas utilizadas na detecção de fraudes. Eles afirmam que os dados contábeis são inconclusivos no sentido de evidenciar práticas espúrias dentro da corporação, visto que, em períodos que as empresas apresentam relatórios financeiros fraudulentos, os indicadores calculados e as demais variáveis de apreciação não diferem

significativamente do período em que são apresentados relatórios fidedignos, justamente na busca por tentar minimizar os efeitos de detecção das auditorias.

Goel e Gangolly (2012) corroboram com essa linha ao afirmarem que os números financeiros são puramente redundantes e que não variam tanto quando uma empresa comete fraude para quando não a comete, concluindo que esses dados possuem fraco desempenho para distinguir relatórios verdadeiros de fraudulentos.

Para Fanning *et al.* (1995), a detecção de fraudes com efetiva acurácia é uma tarefa complicada, pois a engenharia presente no processo é bastante sofisticada, criativa e articulada, não permitindo que as ferramentas utilizadas, nem os profissionais capacitados consigam, de fato, capturar tais ações.

Wang (2010) ressalta que a detecção de fraudes contábeis sempre foi um problema inerente à ciência contábil, causando dificuldades para os profissionais que trabalham com ela e que, por conta disso, procedimentos para detecção de fraudes foram criados e têm sido especializados com o decorrer do tempo para que aqueles que necessitam trabalhar com os dados extraídos dos relatórios financeiros não sejam enganados.

Segundo Murcia *et al.* (2008), uma detecção assertiva da probabilidade de fraude contábil não é tarefa fácil, sobretudo por conta da flexibilidade da normatização contábil, que pode permitir maior ou menor subjetividade por parte do preparador do relatório financeiro, e também pela criatividade do indivíduo fraudador, que pode usar diversos artifícios para burlar a contabilidade oficial, registrando ou não diversos eventos de interesse em um sistema de contabilidade paralelo que sirva para atendê-lo no tocante às suas demandas.

Outro fator dificultador de detecção de fraudes contábeis é a inadequação ou a própria inexistência dos sistemas de controle interno para detectar fraudes cometidas pela administração (SHARMA; PANIGRAHI, 2013), bem como a condução falha dos trabalhos da auditoria interna da organização (OZILI, 2020).

O argumento utilizado é que como os procedimentos analíticos da auditoria (e aqui considera-se não somente os da interna, como também os da independente) podem não ser conduzidos da maneira adequada, a tendência é que a detecção de padrões que podem servir de alerta para índices financeiros fraudados também costumam soar ineficazes e, por conta disso, cria-se uma consciência no próprio auditor acerca de seus procedimentos adotados, aumentando a recorrência com que eles exigem explicações da administração na busca por atestar a qualidade e a confiabilidade dos dados auditados, bem como das estimativas para aqueles dados e cenários que permitem essa maior subjetividade (ANDERSON; KOONCE, 1995; HIRST;

KOONCE, 1996; BIERSTAKER; BEDARD; BIGGS, 1999; ERICKSON; MAYHEW; FELIX, 2000; BELL *et al.*, 2005; OZILI, 2020).

Nota-se, portanto, que não existe uma unanimidade quanto à capacidade das ferramentas atuais serem assertivas em explicar o fenômeno das fraudes contábeis. Além disso, a partir da possível relação existente entre fraudes contábeis e risco de crédito, busca-se verificar a contribuição que os modelos de detecção de fraudes podem dar em termos de *credit relevance* na mensuração do risco de crédito para as instituições financeiras.

3 METODOLOGIA

Esta seção apresenta o percurso metodológico utilizado na abordagem do risco de crédito e de fraudes contábeis, bem como a forma de mensuração e fundamentação de cada uma das variáveis do modelo, coleta dos dados e a construção do modelo final de gerenciamento do risco de crédito com a inserção da variável risco de fraudes contábeis. Além disso, destina-se a apresentar o tipo de pesquisa, o objeto de estudo e as limitações.

3.1 Tipo de Pesquisa

Quanto a abordagem, o estudo caracteriza-se por ser do tipo quantitativo. Para Richardson (2015), o método quantitativo é aquele que busca não somente a correlação entre as variáveis estudadas, mas relação de causa e efeito entre elas através de ferramentas estatísticas.

Com relação aos objetivos, a pesquisa é do tipo descritiva, pois de acordo com Gil (2002), tenta descrever características e evidências de determinada realidade, além de tentar buscar relações entre as variáveis estudadas. Quanto ao aspecto temporal, conforme Remenyi, Williams, Money e Swartz (1998), o trabalho pode ser classificado como longitudinal, pois busca-se, a partir de uma análise de série temporal, verificar o comportamento da amostra de empresas, permitindo fazer inferências mais robustas e não casuais.

3.2 Objeto de estudo

O objeto de estudo são todas as empresas brasileiras abertas listadas na B3, com exceção das instituições financeiras. A exclusão destas empresas encontra justificativa nas particularidades inerentes à atividade operacional que elas possuem, além do próprio fato de

que o intuito da construção de um modelo de análise do risco de crédito deste estudo é sob a perspectiva do *credit relevance*, o que implica dizer que os tomadores de decisão nesse cenário seriam justamente as próprias instituições financeiras, além do fato de que analisar dados das IFs mudaria o foco do estudo. Após essa exclusão, a amostra resultante é de 333 empresas.

De todas ações de empresas negociadas na B3 (com exceção das IFs), ao final de 2019, que configuram a amostra inicial do estudo, foram excluídas um dos dois tipos de ação para as companhias que apresentam negociação tanto de ações ordinárias (ON), quanto de ações preferenciais (PN), a fim de evitar a dupla contagem de empresas dentro da amostra de pesquisa. Também foram excluídas as empresas que estavam com registro de CNPJ baixado ou incorporado junto a Receita Federal do Brasil (RFB), além das empresas listadas na B3, mas que domiciliadas no exterior e as empresas sem os dados financeiros disponíveis na base da Economatica® ou com dados insuficientes ou *outliers*. Ao final desse processo, a amostra resultante é de 221 empresas.

Quanto ao aspecto temporal, a coleta de dados compreende o período entre 03/2015 e 12/2019, totalizando 20 trimestres. Esse corte temporal foi escolhido simplesmente por ser o mais recente da data de realização da pesquisa. O período de cinco anos foi o adotado, primeiro, por uma questão de praticidade e, segundo, pelo fato de autores como Beaver (1966) e Altman (1968) afirmarem ser um período bastante razoável para identificar padrões que indicam uma situação econômico-financeira de insolvência por parte das empresas.

Os dados foram colhidos trimestralmente e não anualmente por conta da disponibilidade de dados financeiros das empresas estudadas e também pelo fato de que os relatórios de mercado no que tange à gestão de riscos também serem divulgados trimestralmente. Além disso, há o fato de que o uso de períodos trimestrais segue a sugestão das pesquisas de Baldwin e Glezen (1992) e Rezende, Montezano, Oliveira e Lameira (2017), que mencionam que o gerenciamento de risco com base em estimativas anuais pode não ser o melhor parâmetro para análises mais acuradas em economias emergentes, que estão em constante oscilação por diversos fatores (inflação, taxa de juros, desemprego, instabilidade política, etc.).

Tem-se também que, em situações que determinadas empresas estão passando por rápida deterioração de sua liquidez e capacidade de pagamento, uma análise trimestral do seu risco de crédito apresenta respostas mais oportunas para o tomador de decisão (BALDWIN; GLEZEN, 1992; REZENDE *et al.*, 2017).

No aspecto das fraudes contábeis, o período trimestral também é o mais oportuno (ABBASSI *et al.*, 2012). Em seu estudo, a utilização de trimestres ao invés de anos ajustou

significativamente para melhor a estimativa dos modelos de detecção de fraudes das empresas estudadas.

A análise de dados dentro de uma série temporal é importante para inferências mais robustas, pois é permitido verificar o comportamento da amostra ao longo de uma linha razoável de tempo. Nesse sentido, no tocante a tipologia, este estudo caracteriza-se por ser longitudinal (REMENYI *et al.*, 1998; HAIR; BLACK; BABIN; ANDERSON; TATHAM, 2009).

Tal amostra de pesquisa permite boa representatividade e heterogeneidade para o objeto de estudo, pois praticamente todos os setores da economia estão devidamente representados, com exceção das empresas componentes do setor financeiro. Contudo, não se pode dizer que a seleção é aleatória, justamente por conta do viés apresentado nos objetivos deste trabalho de se estudar os efeitos das fraudes corporativas e risco de crédito no grupo específico de empresas abertas brasileiras.

A tabela 1 apresenta a distribuição de empresas componentes da amostra de pesquisa por setor da economia, conforme classificação proposta pela própria Bolsa de Valores brasileira (B3).

Tabela 1: Distribuição das empresas abertas brasileiras por setor de atuação conforme B3

Setor econômico	Quantidade de Empresas	Representatividade na amostra (%)
Bens industriais	42	19,46%
Comunicações	4	1,81%
Consumo cíclico	61	27,60%
Consumo não cíclico	20	9,05%
Materiais básicos	26	11,76%
Petróleo, Gás e Biocombustíveis	7	3,17%
Saúde	11	4,98%
Tecnologia da informação	5	2,26%
Utilidade pública	44	19,91%
Total Geral	221	100%

Fonte: dados da pesquisa

A escolha por se estudar empresas de capital aberto encontra justificativa inicial em dois argumentos: primeiro, por conta da facilidade de obtenção dos dados, que costuma ser um gargalo em pesquisas empíricas nacionais e, segundo, por conta da importância que elas possuem para as economias de qualquer país.

Além disso, existe uma crescente falta de confiança dos investidores e credores acerca das informações divulgadas pelas empresas abertas em seus relatórios financeiros, sobretudo a

partir das crises éticas vivenciadas no ambiente corporativo a partir dos anos 2000 (MAHAMA, 2015).

Soma-se a isso o fato das informações divulgadas serem pouco compreensíveis e pouco elucidativas para o usuário da informação, quando, normalmente, as operações de companhias abertas, dependendo do seu negócio, costumam ser grandes e bastante complexas, o que exigiria um grau maior de *disclosure* para reduzir a dificuldade de entendimento do usuário; nesse sentido, quanto maiores e mais complexas as operações, mais difícil se torna a tarefa de se detectar fraudes no relatório financeiro publicado, o que aumenta também a importância deste tipo de estudo nesse tipo de ambiente (OZILI, 2020).

Os grandes números, valores e volume apresentados pelas operações das companhias abertas apresentam importância adicional para o estudo, pois empresas nesse patamar possuem ambientes menos propícios para o cometimento de fraudes, porém, quando ocorrem, devido ao seu tamanho, tendem a sofrer perdas financeiras maiores, envolvem um número maior de agentes fraudadores e, por possuir controles internos, em princípio, mais robustos, na maioria das vezes, não são descobertas por acaso, e sim pelas ferramentas de detecção construídas (FLEMING; HERMANSON; KRANACHER; RILEY JÚNIOR, 2016).

Nesse cenário de grandes recursos envolvidos, percebe-se também um crescimento no número dos crimes chamados de “*white-collar fraud*” cometidos pelos executivos dessas grandes empresas (DABOUB, RASHEED; PRIEM; GRAY, 1995; ZAHRA; PRIEM; RASHEED, 2005) e tem-se observado um entendimento e uma conscientização cada vez maior que parte desses executivos dispõe de motivações financeiras para reter informações importantes para a tomada de decisão do usuário ou até mesmo para divulgar informações falaciosas com o mesmo intuito, fazendo com que haja um debate recorrente e importante nas pesquisas acadêmicas atuais (OZILI, 2020).

3.3 Definição e mensuração da variável dependente: risco de crédito

A forma de mensuração da variável risco de crédito para fins deste estudo passa pela forma como parte da literatura a define. Nesse sentido, a Standard & Poor’s (2020) define risco de crédito como a capacidade creditícia de um tomador de recurso, mensurada em termos específicos, isto é, com relação a um contrato de dívida, ou em termos gerais, ou seja, no sentido mais econômico, de capacidade financeira e solvência do tomador de recursos.

Este último trecho da definição dada pela S&P, que segue a mesma linha de outros autores apresentados mais adiante, é a utilizada neste estudo para fins de métrica da variável

dependente. A capacidade financeira (solvência), salientada também por Ohlson (1980), define as diretrizes metodológicas acerca da mensuração do risco de crédito, pois as empresas avaliadas neste estudo, assim o foram, com base em termos estruturais e econômicos, ou como indica Bessis (1998), a partir de indicadores financeiros que reflitam a capacidade de solvência da entidade e, por conseguinte, a capacidade para honrar seus compromissos bancários.

A falta de capacidade de cumprimento com as dívidas bancárias pode ser motivada pela quebra de *covenants*, início de um procedimento judicial (p.e.: recuperação judicial ou a falência), ou ainda a chamada inadimplência de natureza econômica, que ocorre quando o valor dos ativos da empresa ficam em patamares inferiores ao dos passivos, indicando que os fluxos de caixa futuros não serão suficientes para honrar as obrigações assumidas (OHLSON, 1980; ZMIJEWSKI, 1984; BESSIS, 1998).

Os trabalhos de Merton (1974), Ho e Saunders (1981), Berger e DeYoung (1997), Su-Lin e Yan-Ming (2008) e Vasconcelos *et al.* (2014) verificaram que o conceito de risco de crédito não é o mesmo que o risco de falência, entretanto, constataram também que um dos motivos que pode levar as empresas a incorrerem em inadimplência de suas operações é justamente a insolvência, visto que, de forma geral, empresas que decretam falência, não têm condições de honrar as suas dívidas e, neste rol, incluem-se os empréstimos e financiamentos bancários.

Merton (1974) utilizou uma métrica chamada *Distance to default* (DD) para mensurar o risco de crédito de uma empresa. Com base em variáveis financeiras e de mercado das companhias, verificou, de maneira estrutural, a capacidade financeira da empresa, ou seja, o risco de crédito foi mensurado a partir da capacidade de solvência da entidade como um todo e não apenas com base em características individuais da obrigação bancária assumida, como atraso no pagamento de uma parcela.

Nessa linha, o modelo KMV, da agência de *rating* Moody's, também mensura a probabilidade de inadimplência de um tomador a partir de características da empresa como um todo e não somente a partir da probabilidade de inadimplência em um único contrato ou parcela, isto é, mensura, a priori, a probabilidade de dificuldades financeiras da entidade, como problemas de liquidez, de fluxo de caixa ou insuficiência de ativos para se dar em garantia. Tais características, que podem levar a uma insolvência da entidade, são levadas em consideração como características precursoras do risco de crédito.

Jackson e Wood (2013) afirmam que a insolvência possui um “efeito dominó”, pois quando o *stress* financeiro de uma entidade se torna suficientemente forte, a capacidade de honrar seus compromissos fica comprometida e consequências adversas atingem os demais

participantes da sociedade de mercado, como investidores, funcionários, clientes, fornecedores e as instituições financeiras. Assim, verifica-se que a previsão de falência corporativa é um importante indicador no momento de se mensurar risco de crédito.

Os resultados da pesquisa de Berger e DeYoung (1997) corroboram com os argumentos anteriores, em que se é possível verificar a insolvência como uma *proxy* do evento de inadimplência das operações bancárias, pois as empresas com dificuldades financeiras e alto risco de liquidez, que pertenciam ao grupo de empresas que decretaram falência no período estudado pelos autores, apresentaram, na maior parte de suas massas falidas, créditos contraídos junto às instituições financeiras. A falência empresarial interrompe o cumprimento do ciclo normal de dispêndios financeiros para pagamento de dívidas (BERGER; DeYOUNG, 1997).

Para Atiya (2001), é importante a *proxy* da inadimplência dos empréstimos bancários com base na previsão do risco de insolvência das empresas, pois este evento tem impacto significativo na tomada de decisão acerca do risco de crédito, com consequências óbvias na lucratividade da carteira de empréstimos da instituição financeira. Em seu estudo, teoriza a previsão de insolvência das entidades como precursora do risco de crédito, salientando a importância de se medir aquele risco para que os bancos consigam evitar perdas na concessão de valores para agentes deficitários.

Ainda conforme Atiya (2001), é de suma importância para uma IF mensurar adequadamente o risco de insolvência de empresas com quem deseja realizar negócios, pois além de evitar devedores problemáticos do ponto de vista financeiro, auxilia na estimativa do valor justo da taxa de juros de um empréstimo, justamente por conta de uma melhor avaliação do risco de crédito da contraparte, mensurada, a priori, pelo risco de insolvência.

Agarwal e Taffler (2008) salientam que tanto os modelos tradicionais de previsão de risco de insolvência baseados em informações contábeis, como os modelos baseados em informações de mercado, que acrescentam características macroeconômicas (como o KMV da Moody's), possuem bom poder preditivo na ótica de avaliação do risco de crédito do mutuário.

Com base nas pesquisas apresentadas, além de outras (ALTMAN; SABATTO, 2007; BRITO; ASSAF NETO, 2008; GUIMARÃES; MOREIRA, 2008; MARASSI; PEDIRODA, 2008; BRITO; ASSAF NETO; CORRAR, 2009; ALTMAN; SABATO; WILSON, 2010; PERVAN; KUYEK, 2013), em que se definiu que a insolvência poderia ser utilizada como precursora do risco de crédito, este estudo emprega a mesma abordagem, utilizando o risco de insolvência (falência) de uma entidade como *proxy* da inadimplência de empréstimos bancários.

Salienta-se que a *proxy* supracitada não se refere propriamente a um atraso no pagamento da parcela de um empréstimo ou uma inadimplência do contrato, mas sim à

utilização de características de *stress* financeiro por parte das companhias que podem estar ligadas à sua insolvência. Desta forma, as empresas componentes da amostra foram categorizadas como maior risco de insolvência ou solventes, sendo que as classificadas no primeiro grupo são, por consequência, aquelas com maior risco de inadimplência perante a instituição financeira.

Para fins dessa categorização, adota-se o modelo de Ohlson (1980), que foi o primeiro estudo na área de gerenciamento de risco a utilizar a regressão logística. Posteriormente, diversos outros autores (ZAVGREN, 1983; ZMIJEWSKI, 1984; ZAVGREN, 1985; KEASEY; WATSON, 1987; PEEL; PEEL, 1987; GLOUBOS; GRAMMATIKOS, 1988; SWANSON; TYBOUT, 1988; KEASEY; MCGUINNESS, 1990; PLATT; PLATT, 1990; SHEPPARD, 1994; MOSSMAN; BELL; SWARTZ; TURTLE, 1998; LUSSIER; PFEIFER, 2001; CHARITOU; NEOPHYTOU; CHARALAMBOUS, 2004; ALTMAN; SABATO, 2007) utilizaram a mesma técnica.

Diferentemente do estudo de Altman (1968), que utilizou análise discriminante multivariada para obter um *credit scoring* de determinada empresa e assim categorizá-la em solvente ou insolvente, Ohlson (1980) utilizou um modelo logístico de estimativa de insolvência com base em probabilidades. As variáveis independentes utilizadas no modelo enquadravam-se nas categorias liquidez, alavancagem e lucratividade.

A forma final assumida pelo modelo de Ohlson (1980) e utilizada neste estudo para mensurar o risco de insolvência de determinada entidade e, por consequência, o seu risco de crédito para com uma instituição qualquer pertencente ao setor financeiro brasileiro é apresentada abaixo:

$$O = - 1,32 - 0,407 (Tam) + 6,03 (End) - 1,43 (LI) + 0,0757 (End CP) - 2,37 (RSPL) - 1,83 (ROA) + 0,285 (D1 LL) - 1,72 (D2 End) \quad (1)$$

Em que:

O = Pontuação que baliza a probabilidade de insolvência de determinada empresa. Se o valor encontrado na estimativa é superior a 0,038, conforme definido por Ohlson (1980), significa dizer que existe risco de insolvência e, com base nesse achado, é contraindicado o empréstimo bancário a essa entidade sob pena de *default* da operação.

Tamanho (Tam) = Ln do Ativo Total da entidade i, no período t; essa variável também foi mensurada a partir do Ln do total das receitas da entidade i, no período t como forma de verificação se haveria discrepância nos resultados.

Endividamento Total (End) = Passivo Total / Ativo Total da entidade i no período t.

Liquidez Imediata (LI) = Caixa e Equivalentes / Ativo Total da entidade i no período t.

Endividamento de Curto Prazo (End CP) = Passivo Circulante / Ativo Circulante da entidade *i* no período *t*.

Retorno ao Investidor (RSPL) = Lucro Líquido / Patrimônio Líquido da entidade *i* no período *t*.

Retorno sobre o Ativo (ROA) = Lucro Operacional / Ativo Total da entidade *i*, no período *t*.

D1 LL = Assume valor 1 se a entidade *i* apresenta prejuízo nos dois últimos balanços divulgados; do contrário, assume 0.

D2 End = Assume valor 1 se a entidade *i* apresenta Passivo Total superior ao Ativo Total no período *t* analisado; caso contrário, assume 0.

Quadro 1: fundamentação Teórica para a inserção de cada variável

Variável	Justificativa
Tamanho	Espera-se que entidades que possuem maior quantidade de ativos e de faturamento, tenham maior capacidade de produzir resultados positivos para arcar com seus custos, despesas e dívidas e, por isso, menor risco de insolvência.
Endividamento Total	Espera-se que entidades que possuem maior dependência do financiamento de terceiros em sua estrutura de capital, apresentem maiores riscos de insolvência.
Liquidez Imediata	Espera-se que uma maior capacidade de liquidez, sobretudo de ativos líquidos e certos no curto prazo consigam fôlego maior no custeio de suas dívidas e, por consequência, menor risco de incumprimento de suas obrigações.
Endividamento de curto prazo	Espera-se que entidades que possuem maiores níveis de endividamento, sobretudo no curto prazo, apresentem maior risco de insolvência, justamente pela provável falta de liquidez para cumprimento de suas obrigações.
Retorno ao investidor	Espera-se que quanto maior o retorno para os proprietários da entidade, maior terá sido a capacidade de geração de receita, melhor alocação dos recursos, maior otimização dos custos e despesa e, por conta disso, maior o resultado líquido gerado. Desta forma, menor seria o risco de uma entidade eficiente entrar em <i>default</i> de suas operações.
Retorno sobre o Ativo	Espera-se que quanto maior a capacidade da empresa gerar valor a partir da utilização de seus ativos, mais eficiente tende a ser sua gestão. Nesse sentido, menor será a dependência de financiamento de suas atividades pelo capital externo e, por conta dessa saúde operacional, menor será o risco de descontinuidade da empresa analisada.
<i>Dummy</i> ₍₁₎ Lucro Líquido	Ohlson (1980) justifica a inclusão dessa variável porque seu estudo objetiva prever de maneira eficiente o risco de insolvência das entidades. Conforme observado, muitas das empresas analisadas em seu estudo já vinham apresentando resultados negativos antes da declaração dos contadores indicando a descontinuidade do negócio. Apresentar prejuízos líquidos não necessariamente vincula-se de maneira direta a uma insolvência, contudo o autor salienta a importância de controlar esse efeito para uma maior robustez do modelo.
<i>Dummy</i> ₍₂₎ Endividamento	Ohlson (1980) justifica a inserção dessa variável como forma de corrigir as inferências trazidas a partir do indicador Endividamento Total. Ele explica que a continuidade de uma empresa do setor não financeiro, que apresenta alto grau de

	<p>endividamento, dependeria de correções dessa posição (ativos menores que os passivos). A manutenção dessa posição por um longo período de tempo poderia indicar uma insolvência no médio prazo praticamente certa, no entanto, controlar os efeitos das mudanças dessa estrutura no decorrer do tempo, poderia indicar que mesmo que o Total do Passivo seja superior ao Total do Ativo em um momento específico, pode indicar uma situação ruim, mas não tão ruim a ponto de se decretar falência. Daí a importância de se controlar esses efeitos no corte temporal.</p>
--	---

Fonte: adaptado de Ohlson (1980)

Após o surgimento do modelo de Ohlson (1980), diversas instituições financeiras, já na década de 1980, começaram a utilizar essa métrica para mensurar a probabilidade de inadimplência de suas carteiras de empréstimos, inclusive, é oportuno ressaltar que muitas instituições de poupança e empréstimo quebraram nesse período nos EUA, justamente por utilizarem métricas menos robustas para mensuração do risco de crédito das contrapartes com que estabeleciam seus negócios (LENARD; ALAM, 2009).

O modelo de Ohlson (1980) é sugerido por Atiya (2001) para uma previsão mais acurada acerca da previsão de inadimplência de empréstimos bancários, dirimindo os prejuízos no principal ativo de uma instituição financeira. Além disso, diversos outros autores podem ser observados apoiando-se em Ohlson (1980) em estudos a respeito de previsão de insolvência de empresas (SCOTT, 1981; PALEPU, 1986; BARNES, 1987; KEASEY; WATSON, 1987; DICHEV, 1998; McLEAY; OMAR, 2000; SHUMWAY, 2001; VASSALOU; XING, 2004; DUFFIE; SAITA; WANG, 2007; ALTMAN; SABATO, 2007; CAMPBELL; HILSCHER; SZILAGYI, 2008; ALTMAN *et al.*, 2010).

A *proxy* utilizada neste estudo para mensurar o risco de crédito das empresas difere-se de outros estudos similares no tocante à forma como as empresas foram segregadas nos grupos solventes ou insolventes. Como apresentado, este estudo faz essa categorização a partir dos resultados obtidos pelo modelo de Ohlson (1980), ao passo que os estudos de Brito e Assaf Neto (2008), Brito *et al.* (2009), Rezende *et al.* (2017), Guimarães e Resende Filho (2018) fazem essa categorização a partir de uma coleta de dados junto à base da CVM, em que se avalia se o *status* da empresa analisada consta com a indicação de “em liquidação judicial”, “em liquidação extrajudicial”, “em recuperação judicial”, “falida”, ou “paralisada”. Para qualquer uma dessas situações, os estudos mencionados classificam as empresas em insolventes.

A principal restrição quanto a essa forma de classificação apresentada nos estudos mencionados e por isso a sua não utilização neste estudo é que o número de empresas abertas, no cenário brasileiro, que apresentam esse tipo de *status*, mesmo em um corte temporal

razoavelmente longo, normalmente, é muito baixo, o que prejudica resultados e inferências mais robustas a partir do uso da técnica de regressão.

Uma amostra de pesquisa razoavelmente grande permite maior número de testes e minimização de prejuízos causados por *outliers*, além de maior possibilidade de explicação do evento de interesse, o que deixa os resultados da pesquisa possivelmente mais robustos (GUJARATI; PORTER, 2011).

Após a categorização das empresas nos respectivos grupos, isto é, com maior risco de crédito ou menor, com base na *proxy* definida anteriormente, parte-se para a construção do modelo de gerenciamento de risco de crédito e, para tal, definem-se as variáveis independentes a serem utilizadas com base no que a literatura apresenta como sendo aquelas de maior poder de explicação acerca desse fenômeno.

3.3.1 Definição das variáveis independentes: variáveis financeiras, econômica e espacial

Os primeiros estudos acerca de risco de crédito baseavam-se em análises de quocientes e índices contábeis e concluía que empresas em processo de falência apresentavam resultados um tanto quanto divergentes das empresas solventes (BRUNI; MURRAY; FAMÁ, 1998). A partir desses indicadores, investiga-se quais deles são os mais relevantes para sinalizar um possível inadimplemento por parte das entidades e, naturalmente, qual o peso de cada indicador dentro do modelo (BRUNI *et al.*, 1998).

Altman e Sabato (2007) destacam que as variáveis quantitativas-financeiras são bastante úteis para prever padrões de inadimplência de empresas. São apresentadas, portanto, o rol de variáveis que podem ser consideradas importantes no momento de se mensurar o risco de crédito das empresas.

- Endividamento (E): permite identificar a dependência da empresa por capital de terceiros para financiamento de suas operações. Corresponde à razão entre as obrigações com terceiros e o total do ativo da entidade. Espera-se que quanto maior a proporção de capital de terceiros dentro da estrutura de capital da empresa, maior é a probabilidade de a empresa se tornar inadimplente, dada as dificuldades que as dívidas, principalmente as de curto prazo, podem impor à saúde financeira da entidade (BEAVER, 1966; ALTMAN; HALDEMAN; NARAYANAN, 1977; CHEN; SHIMERDA, 1981; ZHOU; HUANG; FRIEDMAN; CANGEMI; SANDOW, 2005; ALTMAN; SABATO, 2007; ANJOS, 2008; BRITO; ASSAF NETO, 2008; VASCONCELOS *et al.*, 2014).

- **Liquidez Imediata (LI):** reflete a capacidade da empresa quitar suas obrigações unicamente com seus recursos líquidos e certos. É um indicador conservador que não considera outros ativos ou a capacidade de conversibilidade deles em recursos imediatos para quitar obrigações. É calculado pela razão entre disponibilidades e ativo total. Quanto maior esse indicador, menor é a probabilidade de a empresa se tornar inadimplente no curto prazo, dada a condição de liquidez favorável (ALTMAN, 1968; CHEN; SHIMERDA, 1981; ZHOU *et al.*, 2005; ALTMAN; SABATO, 2007; BRITO; ASSAF NETO, 2008).

- **Margem líquida (ML):** esse indicador é o resultado percentual do quanto a empresa está gerando de lucro a partir da receita de vendas, após deduzidas todas as despesas e custos do período. É a razão entre o lucro líquido e a receita líquida de vendas. Quanto maior a ML, menor é a probabilidade de a empresa se tornar inadimplente (CHEN; SHIMERDA, 1981; ZHOU *et al.*, 2005; ALTMAN; SABATO, 2007; ANJOS, 2008; VASCONCELOS *et al.*, 2014).

- **Retorno sobre o Ativo (ROA):** mensura a capacidade da empresa de gerar resultado operacional a partir de seus ativos. É calculado pela razão entre lucro operacional, isto é, aquele advindo unicamente das operações da entidade, sem levar em consideração o resultado financeiro, e o ativo total. Quanto maior o ROA, menor é a probabilidade de a empresa ser inadimplente (BEAVER, 1966; CHEN; SHIMERDA, 1981; ZHOU *et al.*, 2005; ALTMAN; SABATO, 2007; BRITO; ASSAF NETO 2008; DAMASCENO *et al.*, 2008; VASCONCELOS *et al.*, 2014).

- **Retorno sobre o Patrimônio Líquido (RSPL):** traduz a capacidade da empresa gerar lucro para quem investiu como proprietário da empresa. É calculado pela razão do lucro líquido pelo patrimônio líquido. Quanto maior este indicador, menor é a probabilidade de a empresa ser inadimplente (FITZPATRICK, 1932; ANJOS, 2008; BRITO; ASSAF NETO, 2008; VASCONCELOS *et al.*, 2014).

Além dessas variáveis, outras de cunho econômico podem interferir no risco de crédito das empresas, visto que possuem relevância dentro dos ciclos econômicos dos países (WILSON, 1998; VASCONCELOS *et al.*, 2014). Nesse sentido, este estudo considerou uma variável de cunho macroeconômico para controlar os efeitos sobre a probabilidade de inadimplência das empresas decorrente das mudanças no cenário da economia brasileira:

- **Taxa Selic (TS):** dado disponibilizado pelo Banco Central do Brasil (BACEN), definida pelo Comitê de Política Monetária (COPOM) em reuniões que ocorrem a cada 45 dias. A Selic é a taxa básica de juros da economia, servindo como balizadora para todos os juros

praticados no sistema financeiro, seja de captação, isto é, o *benchmarking* dos investimentos em renda fixa, seja para financiamentos e empréstimos (CHU, 2001). Pela sua importância no cenário econômico, a Selic tem influência direta no mercado de crédito. Oscilações nessa taxa impactam no número de agentes interessados em tomar recursos nas IFs e, conseqüentemente, na oferta do crédito, influenciando, por fim, o comportamento da inadimplência esperada (HO; SAUNDERS, 1981; DANTAS *et al.*, 2012; ALBUQUERQUE *et al.*, 2017).

Sustentado nas pesquisas anteriormente citadas, as variáveis de controle, embora não sejam o foco do estudo, podem conseguir explicar, com significância estatística, a variável dependente (risco de crédito).

Os cálculos do risco de crédito foram efetuados seguindo uma análise individualizada. Dessa forma, com as informações contábil-financeiras e econômicas disponíveis, calcula-se o risco de *default* de cada empresa da amostra de pesquisa.

Salienta-se que, quando se quer dar maior robustez ao modelo de risco de crédito e aos resultados encontrados, deve-se levar em consideração que a utilização unicamente de variáveis quantitativas e financeiras pode deixar a explicação do fenômeno inadimplência menos eficiente, o que leva a pesquisa para um próximo passo, que é o de incluir aspectos não financeiros (LEHMANN, 2003; GRUNERT; NORDEN; WEBER, 2004).

Este estudo considerou esse detalhe e inseriu uma variável espacial no modelo de gerenciamento de risco de crédito. A relação entre localização geográfica e o risco de crédito foi testada no mercado de crédito norte-americano e evidências foram encontradas no sentido de haver uma melhor explicação acerca do fenômeno risco de crédito a partir da localização onde o empréstimo foi captado (STINE, 2011).

No Brasil, essa mesma relação foi testada e verificou-se que a inserção da variável “risco espacial” melhorou o poder de explicação do modelo *logit* que foi estimado para apurar o *credit scoring* das empresas componentes da amostra do estudo, ou seja, houve uma relação de causa e efeito significativa entre inadimplência e domicílio fiscal das empresas que tomaram crédito em alguma instituição financeira no período considerado (FERNANDES; ARTES, 2016).

A inserção de variáveis deste tipo em modelos de previsão de inadimplência tem o objetivo de modelar processos heterogêneos espaciais, o que significa dizer, modelos econômicos que apresentam resultados diferentes quando ponderados e segregados por região geográfica (BRUNSDON; FOTHERINGHAM; CHARLTON, 1996; HUANG; LEUNG, 2002).

Para mensurar a influência da região geográfica dentro do risco de crédito, isto é, verificar se há relevância considerar dentro do processo da gestão do risco de crédito, quando

uma determinada empresa está situada na região A ou B e contrai uma dívida com a IF. Nesse sentido, a variável de risco espacial foi introduzida no modelo, fazendo-se a distinção entre as zonas a partir de uma escala ordinal, em que cada ordem representa uma das cinco regiões brasileiras, conforme descrito a seguir:

D_{1i} : assume valor 1, se a empresa i possuir domicílio fiscal na região norte do Brasil;

D_{2i} : assume valor 2, se a empresa i possuir domicílio fiscal na região nordeste do Brasil;

D_{3i} : assume valor 3, se a empresa i possuir domicílio fiscal na região centro-oeste;

D_{4i} : assume valor 4, se a empresa i possuir domicílio fiscal na região sul do Brasil;

D_{5i} : assume valor 5, se a empresa i possuir domicílio fiscal na região sul do Brasil;

3.3.2 Definição da variável independente: risco de fraudes contábeis

A variável independente – risco de fraudes contábeis – é quantificada a partir do M-Score de Beneish (1999), cujo objetivo é diferenciar empresas que violam os princípios contábeis geralmente aceitos, daquelas que não o fazem, ou ainda, daquelas que gerenciam seus resultados de forma legal (BENEISH, 1997).

Para fins dessa distinção, o modelo apresenta como *output* o próprio M-Score, isto é, a pontuação que define se uma determinada empresa apresenta maior risco de fraude em suas demonstrações contábeis de uma outra com menor risco, calculado a partir do somatório obtido pelas oito variáveis evidenciadas abaixo:

$$MScore_{i,t} = -4,84 + 0,920 IR + 0,528 IMB + 0,404 IQA + 0,892 IRV + 0,115 ID \\ - 0,172 IDGAV - 0,327 IE + 4,679 Accruals Totais \quad (2)$$

Uma entidade avaliada por este modelo, que apresenta pontuação superior a -2,22, possui maior probabilidade de ter manipulado suas informações contábeis; por outro lado, uma empresa que obtém um M-Score inferior à -2,22, tem menor probabilidade de ter adulterado/manipulado seus dados contábeis (BENEISH, 1999).

A proposta de Beneish (1999) é buscar explicar por meio desse modelo uma melhor forma de compreensão acerca do fenômeno das fraudes contábeis, na tentativa de mostrar o caminho para entidades reguladoras implementarem políticas que visam dirimir esse risco, ou para estudar os seus efeitos na economia, ou ainda, para verificar se esse fenômeno consegue ser explicado a partir de dados financeiros.

Diversos outros estudos utilizaram o M-Score como balizador para entender melhor as características de empresas potencialmente fraudadoras (WARSHAVSKY, 2012; BENEISH; LEE; NICHOLS, 2013; OMAR; KOYA; MOHD SANUSI; SHAFIE, 2014; MAHAMA, 2015;

KARA; UGURLU; KORPI, 2015; HERAWATI, 2015; MAVENGERE, 2015; REPOUSIS, 2016; HASAN *et al.*, 2017; RAMÍREZ-ORELLANA *et al.*, 2017), visto que a análise sobre as variáveis explicativas que compõem o modelo é mais ampla e foge um pouco do espectro tradicional dos modelos de competência discricionária, o que pode ser fator determinante para a capacidade preditiva do M-Score (HASAN *et al.*, 2017).

Nesse sentido, três aspectos são considerados relevantes para elencar as variáveis que podem explicar e predizer o fenômeno das fraudes contábeis. Em primeiro lugar, quanto pior as perspectivas econômicas e financeiras das empresas, maior é a probabilidade de manipulação dos seus lucros (FRIDSON, 1993; LEV; THIAGARAJAN, 1993; RANGAN, 1998; WIEDMAN, 1999; LENARD; ALAM, 2009).

Em segundo lugar, a literatura anterior que correlaciona fluxo de caixa e *accruals* discricionários na construção de melhores resultados contábeis (HEALY, 1985; JONES, 1991), também ganha espaço nessa discussão.

Por fim, há fundamentação em aspectos da teoria positiva da contabilidade, que levam em consideração os incentivos baseados em contratos para que se pudesse entender os aspectos por trás da manipulação dos resultados contábeis (WATTS; ZIMMERMAN, 1986).

Nesse sentido, é importante entender de que forma as variáveis destacadas na equação 4 estão relacionadas à explicação do fenômeno fraudes contábeis; variáveis essas, encontradas e coletadas a partir dos dados financeiros tornados públicos pelas próprias empresas que possuem ações listadas em bolsa de valores. Com esse intuito, então, apresenta-se o rol de variáveis utilizadas na apuração do M-Score:

- Índice de Recebíveis (IR): do ponto de vista contábil, as vendas a prazo recebem nessa alínea a contrapartida da conta “Receita de vendas”, em que se pode segregar diversas formas de recebimento a depender da política da empresa (cheques, cartão de crédito, duplicatas, boletos, etc.). É interessante avaliar se ambas as contas andam em equilíbrio, pois um aumento díspar em receita de vendas em comparação com a conta de recebíveis, pode significar inflação da receita, levando a crer que a entidade possa estar manipulando seu lucro do período, indicando uma maior probabilidade de risco de fraude (BENEISH, 1999; REPOUSIS, 2016; HASAN *et al.*, 2017).

No entanto, nenhuma afirmação precipitada quanto a um evento de fraude propriamente dita pode ser feita, visto que não se pode olhar esse indicador de maneira isolada, pois também pode ter ocorrido mudança estratégica em termos de política de crédito da empresa ou outro fator que reflita competitividade de mercado (BENEISH, 1999). Calcula-se esse indicador a

partir da razão entre os recebíveis e a receita de vendas do ano t dividido pela mesma razão para os dados do ano anterior (BENEISH, 1999).

- Índice Margem Bruta (IMB): calculado pela razão entre a margem bruta do ano $(t-1)$ e a margem bruta do ano t . Quando esse índice apresentar resultado maior que 1, significa que a margem bruta se deteriorou, isto é, que o resultado bruto do ano atual foi inferior ao do ano anterior (BENEISH, 1999).

Salvo situações esporádicas, a margem bruta se mantém razoavelmente constante de um ano para outro, sem grandes oscilações (RANGAN, 1998). A redução da margem bruta é um indicativo ruim sobre a perspectiva de curto prazo da empresa (LEV; THIAGARAJAN, 1993), o que retoma o raciocínio anterior de que empresas com perspectivas ruins têm maior propensão de manipularem seus resultados para se manterem competitivas no mercado (FRIDSON, 1993; LEV; THIAGARAJAN, 1993; RANGAN, 1998; WIEDMAN, 1999; LENARD; ALAM, 2009). Logo, espera-se que quanto maior o IMB, maior o risco de fraude (FANNING; COGGER, 1998; BENEISH, 1999; CHEN; SENNETTI, 2005).

- Índice de Qualidade dos Ativos (IQA): a qualidade dos ativos é determinada pela proporção de ativos não circulantes (exceto imobilizado) em relação ao total de ativos da entidade. Busca-se mensurar a proporção do total de ativos para os quais os benefícios econômicos futuros esperados não são potencialmente certos, pois os ativos devem girar e produzir riquezas para entidade e não ficarem estagnados e representados nas informações contábeis de uma empresa apenas para fazer número (BENEISH, 1999).

Esse indicador é calculado pela razão entre a qualidade dos ativos do ano t e a qualidade dos ativos no ano $(t-1)$. Esta é uma medida verificada no estudo de Wiedman (1999) em que se avalia a mudança estrutural em termos de ativos ponderados pelo risco. Se o indicador marcar superior a 1, implica dizer que a empresa aumentou seus ativos de pouca realização de benefícios econômicos futuros, como itens do intangível ou do diferido, conseqüentemente, aumentando o risco de realização e de giro desse grupo. Assim, quanto maior o IQA, maior o risco de fraude (PERSONS, 1995; BENEISH, 1999; KAMINSKI *et al.*, 2004).

- Índice de Receita de Vendas (IRV): calculado pela razão entre as vendas do período t e as vendas de $(t-1)$. O crescimento do volume de vendas não indica necessariamente uma manipulação dessa informação contábil, contudo, empresas que não atingiram sua fase de maturação do negócio e que estão em processo de expansão muito rápida são mais propensas ao cometimento de fraudes contábeis, pois seus gestores são mais agressivos com a consecução de metas e recursos para manter ou aumentar a velocidade de expansão (BENEISH, 1999; BEASLEY; CARCELLO; HERMANSON, 1999).

Além disso, empresas nessa fase são menos preocupadas com controles internos (LOEBBECKE; EINING; WILLINGHAM, 1989; BEASLEY *et al.*, 1999). Se empresas em fase de crescimento tendem a sofrer com as perspectivas futuras em movimentos de desaceleração do faturamento, é provável que elas tenham maior propensão para manipular as informações contábeis, pois qualquer indicativo de perda na evolução do *market share* pode ser oneroso para as suas pretensões (FRIDSON, 1993). Nesse sentido, quanto maior o IRV, maior o risco de fraudes contábeis (BENEISH, 1999; ERICKSON *et al.*, 2006).

- Índice de Depreciação (ID): é calculado pela razão entre a taxa de depreciação dos itens do imobilizado da empresa no ano $(t-1)$ pela taxa de depreciação utilizada em t . Quando não evidenciada, encontra-se essa taxa utilizando a razão entre o valor lançado a título de depreciação dividido pelo saldo da conta de Imobilizado. Um índice maior que 1 indica que a velocidade com que a empresa depreciou seus imobilizados no ano atual reduziu, o que não necessariamente indica uma manipulação dos dados contábeis, pois revisão nas estimativas de depreciação e vida útil de um determinado ativo são perfeitamente plausíveis e aceitáveis, sobretudo quando se adota uma normatização contábil baseada em princípios. Logo, não se pode olhar para esse indicador de maneira isolada (assim como nenhum dos outros indicadores), apenas verificando crescimento ou decréscimo da taxa de depreciação.

Contudo, Beneish (1999) salienta que isso pode ser um indício de manipulação, pois uma redução injustificada da taxa de depreciação dos ativos fixos significa um menor impacto da despesa de depreciação no resultado do período. Nesse sentido, esse item deve ser avaliado sob a ótica da discricionariedade, pois o gestor pode ter manipulado esse dado simplesmente para elevar o lucro reportado.

- Índice de Despesas Gerais, Administrativas e de Vendas (IDGAV): é calculado pela razão entre as despesas e vendas do ano t em relação a essa mesma medida para o ano anterior. Conforme Lev e Thiagarajan (1993), um aumento desproporcional nas vendas de uma entidade sem os correspondentes aumentos nas contas de contrapartida, pode indicar manipulação dos dados contábeis. Nesse sentido, um aumento incomum em receita de vendas sem o aumento correspondente nas despesas variáveis da empresa, sobretudo naquelas vinculadas à própria atividade de vendas, pode indicar maior risco de dados fraudulentos (BENEISH, 1999; CHEN; SENNETTI, 2005).

- Índice de Endividamento (IE): o grau de alavancagem de uma empresa é calculado pela razão entre os seus passivos e o seu ativo total. Para obter o índice, utiliza-se a razão entre o grau de alavancagem do ano atual pela mesma medida do ano anterior. A partir de estudos anteriores, identifica-se incentivos das empresas em manipularem os dados contábeis para não

quebrarem condições de endividamento estabelecidas pelos bancos (WATTS; ZIMMERMAN, 1986; SWEENEY, 1994; DEFOND; JIAMBALVO, 1994; DECHOW *et al.*, 1996; DICHEV; SKINNER, 2002; EFENDI *et al.*, 2007; DALNIAL *et al.*, 2014).

Quando esse indicador apresenta resultado maior que 1, significa que o endividamento da empresa reduziu, significando também um menor risco de descumprimento das cláusulas de empréstimos, e isso pode estar intimamente ligado à manipulação desse dado para influenciar no *credit relevance* (BENEISH; PRESS, 1993; PERSONS, 1995).

- Total de *accruals* para o total de ativos (TATA): de maneira resumida, o total de *accruals* é calculado pelas mudanças ocorridas no capital de giro que não sejam decorrentes da subtração do disponível pela depreciação. As contas de provisão, por exemplo, foram utilizadas em trabalhos anteriores para medir as escolhas discricionárias por parte dos gestores a fim de melhorarem os resultados contábeis por conta de algum interesse qualquer (HEALY, 1985; JONES, 1991; SLOAN *et al.*, 1996). Os *accruals* totais, em Beneish (1999), são mensurados a partir do seguinte cálculo: $(\text{Ativo Circulante}_{(t)} - \text{Disponibilidades}_{(t)} - \text{Depreciação e Amortização}_{(t)} - \text{Passivo Circulante}_{(t)}) / \text{Ativo Total}_{(t)}$.

À medida que a conta caixa ou as disponibilidades vão se tornando subjacentes e pouco impactadas pelos lucros evidenciados, espera-se que aquelas informações contábeis estejam com um número alto de *accruals* discricionários, que por sua vez, está associado ao maior gerenciamento de resultados. Nesse sentido, espera-se que *accruals* positivos e mais altos pertençam a empresas com maior risco de informações contábeis fraudadas (BENEISH, 1999).

Cabe salientar que essa é uma variável de gerenciamento e não propriamente de manipulação, mas que tem sua relevância dentro do modelo para verificar o quanto de gerenciamento possui um dado contábil manipulado ou até mesmo para destacar o quão completo o modelo se prestou a ser, pois leva em consideração tanto os dados de gerenciamento quanto os dados de manipulação (HASAN *et al.*, 2017).

Importante ressaltar que os parâmetros apresentados na equação 2 foram obtidos a partir de uma amostra de empresas americanas, na década de 1990 e em condições culturais e econômicas que diferem significativamente da atual situação de aplicabilidade desta pesquisa. Por conta disso, cabe fazer uma adaptação do modelo M-Score e utilizar adicionalmente os parâmetros obtidos em Martins e Ventura Júnior (2020), que refizeram as estimativas, adequando o modelo de Beneish (1999) em uma amostra de empresas brasileiras.

Assim, utiliza-se também o modelo abaixo para classificação das empresas componentes da amostra de pesquisa entre potencialmente fraudadoras dos relatórios financeiros ou não:

$$Mscore_{i,t} = -1,635 + 0,251 IR + 0,462 IMB - 0,231 IQA + 0,114 IRV - 1,075 ID \\ + 0,139 IDGAV + 0,014 IE + 0,058 Accruals Totais \quad (3)$$

Segundo Martins e Ventura Júnior (2020), se o M-Score resultante estiver situado no maior quintil da amostra, ou seja, $M\text{-Score} > 0,80$, a empresa analisada é considerada como potencialmente fraudadora de suas informações contábeis.

3.4 Construção teórica do modelo de gerenciamento do risco de crédito

A primeira parte desta metodologia buscou apresentar o início da construção do modelo de gerenciamento do risco de crédito utilizando variáveis financeiras, uma variável econômica e uma variável qualitativa, na tentativa de explicar com maior acurácia, o fenômeno do risco de crédito. Já a segunda parte apresentou a variável risco de fraudes contábeis, mensurada pelo M-Score de Beneish (1999), com parâmetros atualizados a partir de Silva e Ventura Júnior (2020).

Como definido na seção de objetivos deste estudo, é parte deles construir um modelo de gerenciamento de risco de crédito, que contribua para a literatura do *credit relevance* e auxilie na tomada de decisão do usuário da informação contábil, sobretudo quando este for pertencente ao setor financeiro. Além disso, verificar se a inserção da informação acerca do risco de fraudes nos dados contábeis utilizadas como *input* nesse modelo, contribui para uma análise mais acurada do risco de crédito do tomador do recurso.

Em Persons (1995) e Lenard e Alam (2009), verifica-se que a falência, em muitos dos casos, é o fluxo natural para aquelas empresas que fraudam suas demonstrações contábeis. Para Persons (1995), Spathis, (2002), Bai *et al.* (2008), Albrecht *et al.* (2009) e Lenard e Alam (2009), o uso de indicadores financeiros e dados contábeis contribuem não somente para detectar o risco de fraudes contábeis, mas para indicar o risco de insolvência das entidades, pois para esses autores, há uma relação de causa e efeito entre detectar fraudes e insolvência.

Seguindo essa linha, espera-se que a inserção de uma variável de risco de fraudes contábeis no modelo final influencie a análise do risco de crédito e, com isso, possa contribuir para uma tomada de decisão mais acurada a esse respeito, pois se muitas empresas são levadas à insolvência por conta de seus atos fraudulentos e antiéticos, gera-se, por consequência, uma incapacidade financeira de se arcar com os passivos bancários contraídos.

A partir da literatura anterior exposta, espera-se que todas as demais variáveis apresentadas possuam valor explicativo no que tange a variável resposta, mas o especial

interesse deste estudo reside em verificar a relação entre as variáveis risco de fraude e risco de crédito, enquanto que as demais são consideradas variáveis de controle.

A construção do modelo *logit* final, contribuição para a literatura desta pesquisa, é representada pela equação a seguir:

$$RC_{i,t} = \beta_0 + MScore_{i,t} + var. \text{ de controle}_{i,t} + \varepsilon_{i,t} \quad (4)$$

Em que:

$RC_{i,t}$: corresponde à variável dicotômica – Risco de crédito - da empresa i , no período t , que assume valor 1 para empresas insolventes, com base na *proxy* definida pela literatura anterior exposta e na métrica evidenciada pela equação 1; para as empresas consideradas solventes, levando em conta as mesmas definições e métricas, atribui-se o valor 0;

β_0 : intercepto do modelo de regressão;

$MScore_{i,t}$: corresponde à variável - Risco de fraudes contábeis – da empresa i , no período t . É inserida no modelo final a partir de uma *dummy* quantificada nas equações 2 e 3. Se a empresa analisada estiver classificada como potencialmente fraudadora de suas demonstrações contábeis, recebe valor 1 dentro do modelo; caso contrário, são consideradas com menor potencial de fraude das informações divulgadas e, por isso, recebem o valor 0.

Var. de controle $_{i,t}$: correspondem as variáveis financeiras descritas na seção 3.3.1, além da variável econômica Taxa Selic e as variáveis de risco espacial.

$\varepsilon_{i,t}$: termo de erro assumindo independência em relação às variáveis explicativas.

As inferências e análises acerca do risco de crédito das empresas deste estudo tomou por base a resposta dada pelo modelo final de gerenciamento do risco de crédito. Para este fim, utiliza-se a regressão logística, também denominada de análise *logit*, que é uma ferramenta estatística de análise multivariada, comumente utilizada em situações que a variável dependente é categórica, assumindo a forma *dummy* (CORRAR; PAULO; DIAS FILHO; RODRIGUES, 2011).

A regressão logística estima que a probabilidade do evento de interesse esteja situada entre 0 e 1 e que esteja distribuída logisticamente (MINUSSI; DAMACENA; NESS JÚNIOR, 2002). Nesse modelo, a variável dependente tem sua variância explicada por um conjunto de variáveis independentes (MINUSSI *et al.*, 2002).

¹ Além da forma *dummy*, optou-se por introduzir e testar esta variável dentro da construção do modelo final também a partir da sua forma ordinal, isto é, a partir do próprio dado de pontuação (M-Score) obtido pela empresa i , no período t , tanto pelo modelo de Beneish (1999), quanto pelo modelo de Martins e Ventura Júnior (2020). Esse procedimento buscou verificar se haveria distorção nos resultados apresentados tanto de significância da variável, quanto no ajuste do modelo.

A partir dos estudos anteriores, verifica-se que a regressão logística é especialmente útil na mensuração de uma variável dependente dicotômica, sobretudo porque não é necessário o pressuposto da normalidade multivariada, além de sua aplicação poder ser diversificada, não somente mensurando certo evento, mas também a probabilidade de que o mesmo não ocorra (HAIR *et al.*, 2009).

Assim, mensura-se a variável dependente como uma razão da probabilidade de o evento de interesse ocorrer com a probabilidade dele não ocorrer e, posteriormente, converte-se em uma variável de base logarítmica, em um processo chamado de transformação logística (GUJARATI; PORTER, 2011). A partir disso, conforme trazido por Palmuti e Picchiali (2012), obtém-se a probabilidade de ocorrência do evento de interesse com base na seguinte equação:

$$\frac{\text{Prob (inadimplência ocorrer)}}{\text{Prob (inadimplência não ocorrer)}} = e^{\beta_0 + \beta_1 X_1 + \dots + \beta_n X_n} \quad (5)$$

Ainda segundo Palmuti e Picchiali (2012), aplicando o logaritmo natural em ambos os lados da igualdade e transformando os dados de probabilidade em uma razão algébrica, obtém-se a equação abaixo:

$$\ln\left(\frac{p}{1-p}\right) = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_n X_n \quad (6)$$

No qual, a probabilidade de o evento de interesse ocorrer é dado por “p” e a probabilidade desse mesmo evento não ocorrer é dado por (1 – p). A razão das probabilidades é dada por “p / (1 – p)”; as variáveis independentes explicativas, são representadas por “X” e os parâmetros estimados a partir dos dados da amostra são dados por “β”.

Os coeficientes estimados ($\beta_0, \beta_1, \beta_2, \dots, \beta_n$) são medidas das variações na proporção das probabilidades e são expostos em base logarítmica. Conforme Vasconcelos *et al.* (2014), devido à natureza não linear dessa transformação, os coeficientes da regressão são estimados pelo método da máxima verossimilhança. Segundo Gujarati e Porter (2011), um coeficiente positivo revela que um aumento na variável a que se refere, aumenta a probabilidade de ocorrência do evento de interesse, enquanto que um valor negativo no coeficiente significa o oposto.

Para Araújo e Carmona (2009), quando se usa a regressão logística para estudar os efeitos das variáveis explicativas em uma variável dependente dicotômica, os coeficientes atrelados a elas medem o efeito de alterações nessas variáveis sobre o logaritmo natural da razão das probabilidades, denominado “*logit*”. Para avaliar esse impacto, Brito e Assaf Neto (2008) e Brito *et al.* (2009) propõem que eles devem ser transformados por meio do antilogaritmo. Aplicando essa regra, obtém-se a probabilidade de ocorrência do evento de interesse por meio da seguinte expressão:

$$p = \frac{1}{1 + e^{-Y_{i,t}}} \quad (7)$$

No qual, “e” é a base do logaritmo natural ou número Neperiano (aproximadamente 2,718) e $Y_{i,t}$ será o valor encontrado como resposta com base na influência das variáveis explicativas.

A regressão logística tem sido bastante utilizada nos estudos sobre gerenciamento de risco de crédito também por conta da simplicidade da interpretação dos seus resultados e de seus pressupostos teóricos (SELAU; RIBEIRO, 2009). Para o teste de significância dos parâmetros, sugere-se a estatística de Wald, fazendo com que o teste de hipótese possa acontecer da mesma forma que acontece na regressão linear múltipla (CORRAR *et al.*, 2011).

Ainda assim, o pressuposto da não multicolinearidade deve ser atendido, pois a inserção de variáveis altamente correlacionadas entre si, prejudica o poder de explicação do modelo, dado que não se consegue segregar os efeitos de uma variável independente específica na variável dependente, prejudicando as conclusões acerca de causa e efeito (GUJARATI; PORTER, 2011), além do fato que as estimativas, a partir de um modelo que fere esse pressuposto clássico do modelo de regressão, tendem a inflacionar os parâmetros (HOSMER; JOVANOVIC; STANLEY, 1989).

Enfatiza-se que os modelos de regressão logística são bastante sensíveis à multicolinearidade, à *outliers* e à valores ausentes (OOGHE; CAMERLYNCK; BALCAEN, 2003). Esse problema é especialmente comum em modelos *logit* (TUCKER; TUCKER, 1996) por conta que seus *inputs* são, na grande maioria das vezes, indicadores financeiros, os quais são correlacionados entre si por conta de possuírem o mesmo numerador ou denominador nos seus cálculos (BALCAEN; OOGHE, 2006).

Por fim, em problemas que envolvam uma situação de variável dependente dicotômica, como é o caso do risco de crédito, a regressão logística consegue abarcar bem todas as soluções de maneira simples e eficiente (HAIR *et al.*, 2009).

3.5 Limitações da pesquisa

No que tange às limitações deste trabalho, verifica-se que a amostra é composta apenas por empresas brasileiras, ou seja, não foram considerados fatores políticos e culturais diversos em outros países, que poderiam, naturalmente, influenciar na medida de risco de crédito e de fraudes contábeis de cada uma delas, caso este mesmo estudo fosse replicado nesses outros ambientes. Logo, não se pode inferir os mesmos resultados para empresas estrangeiras.

Ainda com relação a amostra, a restrição de informações disponíveis faz com que o estudo se pautem em empresas de capital aberto. Nesse sentido, também não se pode afirmar que os resultados e conclusões possam ser replicados para empresas de capital fechado, sejam elas de pequeno, de médio ou de grande porte.

A amostra escolhida, embora bem heterogênea ao considerar todos os setores da economia brasileira, também pode ser olhada como um ponto fraco, pois, embora não tenha sido objetivo deste estudo analisar o risco de crédito de maneira individualizada por setor na economia, uma análise setorial poderia ser discutível em estudos desta natureza, pois indicadores contábeis e variáveis macroeconômicas possuem pesos diferentes para cada setor, de maneira que, certas empresas podem sofrer mais ou menos do que outras a depender das circunstâncias apresentadas.

A estimativa de risco de crédito adotada neste estudo pode ser considerada como um fator limitante, pois embora fundamentada com base em estudos anteriores, trata-se de uma estimativa e não da ocorrência de fato do evento de *default*.

Por fim, embora seja sugerido um modelo de risco de crédito a ser utilizado em diversas análises dessa natureza tanto por parte de instituições financeiras, quanto para replicações em estudos posteriores, não foi objetivo deste estudo fazer qualquer juízo de valor quanto a determinação de concessão ou não de recursos à uma das entidades presentes na amostra, pois cada instituição financeira possui seu apetite ao risco, devendo ser ponderado, no momento da concessão, esse tipo de questão.

4 ANÁLISE DOS RESULTADOS

Esta seção está organizada em duas partes, em que se busca atender os objetivos propostos e responder ao problema de pesquisa apresentado. A primeira parte traz os procedimentos estatísticos adotados na análise descritiva e a segunda mostra a construção do modelo *logit* de risco de crédito, além dos procedimentos adotados com as variáveis e os resultados da inserção da variável de risco de fraude para verificação do ganho informacional.

4.1 Análise descritiva das variáveis

A pesquisa analisou os dados de 221 empresas brasileiras de capital aberto em cada um dos 20 trimestres entre os anos de 2015 e 2019, totalizando 4.420 observações. As companhias foram categorizadas como maior risco de insolvência ou solventes, sendo que, as classificadas

no primeiro grupo são aquelas consideradas como as de maior risco de inadimplência perante a instituição financeira.

Para analisar as relações entre a variável dependente – risco de crédito – e as demais variáveis, utilizou-se de análise descritiva, além do uso da técnica de regressão logística com auxílio do software estatístico R.

No quadro abaixo, apresenta-se um resumo descritivo das variáveis em estudo.

Quadro 2: descritivo das variáveis em estudo

Dados da pesquisa	
Total de empresas estudadas: 221. Corte temporal: 2015 a 2019. Coleta de dados: trimestral, totalizando 20 períodos. Total de observações: 4.420.	
Tipos de variáveis	Descritivo das variáveis
Variável dependente – Risco de crédito	Variável <i>dummy</i> obtida a partir do modelo de Ohlson (1980), em que se definiu como empresas potencialmente inadimplentes (1), aquelas com maior risco de insolvência e adimplentes (0), aquelas consideradas solventes (0).
Variáveis independentes	
Variáveis contábeis	<p>Endividamento (End): razão entre as obrigações com terceiros e o total do ativo da entidade.</p> <p>Liquidez imediata (LI): razão entre disponibilidades e ativo total.</p> <p>Margem líquida (ML): razão entre o lucro líquido e a receita líquida de vendas.</p> <p>Retorno sobre o ativo (ROA): razão entre o lucro operacional e o ativo total.</p> <p>Retorno sobre o patrimônio líquido (RSPL): razão entre o lucro líquido e o patrimônio líquido.</p>
Variável econômica	Taxa Selic (TS): definida pelo COPOM em reuniões a cada 45 dias e disponibilizada pelo BACEN.
Variável espacial	Domicílio fiscal (D): região brasileira onde as empresas estão localizadas (1-Norte, 2-Nordeste, 3-Centro-Oeste, 4- Sul e 5-Sudeste).
Variável risco de fraudes contábeis	Variável obtida a partir dos modelos de Beneish (MB) e de Martins e Ventura Júnior (MO).

Fonte: elaborado pelo autor

A estatística descritiva das variáveis de controle apresenta o comportamento abaixo:

Tabela 2 – Estatística descritiva das variáveis

Variáveis	Estatística descritiva					
	Mínimo	1º Quartil	Mediana	Média	3º Quartil	Máximo
END	0,05	0,46	0,61	0,93	0,79	51,84
LI	0,00	0,02	0,05	0,07	0,10	0,80
ML	-1.038,80	-0,05	0,04	-1,17	0,11	125,50
ROA	-1,00	0,00	0,02	0,01	0,03	1,05
RSPL	-30,31	-0,01	0,02	0,01	0,05	28,78
TS	0,05	0,07	0,09	0,10	0,14	0,14

Fonte: dados da pesquisa

As variáveis margem líquida (ML), retorno sobre o ativo (ROA) e retorno sobre o patrimônio líquido (RSPL) assumiram valores negativos, aumentando a amplitude do intervalo de valores observados. Destaque para ML, que atingiu um valor mínimo bem distante da média (888 vezes menor), evidenciando empresas que apresentaram os maiores prejuízos nos trimestres avaliados, casos da Mendes Júnior e Hércules.

A empresa Mendes Júnior, por exemplo, apresenta este indicador deteriorado para 19 dos 20 trimestres analisados, um indício de problemas financeiros e, a depender da significância estatística dessa variável dentro da construção do modelo de gestão de risco, configura uma evidência de inadimplência de dívidas adquiridas.

Ainda com relação à empresa Mendes Júnior, calculou-se o risco de insolvência a partir do modelo de Ohlson (1980), nas duas formas de mensuração da variável, isto é, tanto quando a *proxy* para tamanho foi Ln do ativo total, tanto quando se utilizou Ln da receita total, e o resultado foi que a empresa apresentou risco de insolvência em todos os 20 trimestres, um indício suficiente de que a inadimplência é quase certa em contratos de empréstimo para esta empresa, pois sua situação financeira se apresenta bastante deteriorada no período analisado.

Já a empresa Hércules, possui um certo contraste: ao passo que ela apresenta uma das menores margens líquidas no 1º trimestre de 2018, possui também um dos maiores valores para o indicador no 1º trimestre de 2015, podendo indicar simplesmente um resultado atípico ou o início de problemas financeiros, dado que nos oito trimestres analisados a partir de 2018, a empresa oscilou entre margens negativas e positivas (quatro para cada lado). Contudo, ao se analisar o risco de liquidez da empresa a partir do modelo de Ohlson (1980), verificou-se risco de insolvência em todos os 20 trimestres analisados, tal qual a Mendes Júnior.

O valor máximo desse indicador também apresentou alta discrepância com relação à média e pertence à empresa Viver. O dado em questão pertence ao 4º trimestre do ano de 2017, por sinal, o único período em que o resultado contábil foi positivo dos 20 períodos observados dessa empresa. No trimestre em questão, a companhia não foi considerada como potencialmente

insolvente. Contudo, nos seis trimestres imediatamente anteriores e nos cinco imediatamente subsequentes, ela apresentou risco de insolvência.

Esses primeiros dados da pesquisa estão enquadrados na mesma corrente de estudos anteriores (OHLSON, 1980; CHEN; SHIMERDA, 1981; ZHOU *et al.*, 2005; ALTMAN; SABATO, 2007; ANJOS, 2008; VASCONCELOS *et al.*, 2014), que consideram a margem líquida como indicador relevante na análise do risco de crédito, sinalizando que uma deterioração nesse *input*, pode indicar risco de insolvência (inadimplência).

Esse ponto de inflexão da empresa Viver chamou a atenção. Assim, buscou-se também a informação sobre a possibilidade quanto ao risco de fraude dos relatórios no trimestre em questão, pois assim como o resultado pode ter sido atípico no sentido do fluxo da atividade empresarial, também pode ser um indício de manipulação das informações naquele período. A partir do M-score obtido pelo modelo de Beneish (1999), a empresa ficou classificada como potencialmente fraudadora das informações contábeis no 4º trimestre de 2017.

A mensuração do risco de fraude também foi realizada pelo modelo de Beneish (1999) modificado por Martins e Ventura Júnior (2020) e, por essa métrica, a empresa não foi classificada como de maior risco de fraude, contudo deve-se levar em consideração o salientado por Kinney e McDaniel (1989), Persons (1995), Beneish (1999) e Franceschetti e Koschtial (2013), que afirmam ser o lucro uma das principais alíneas contábeis utilizada na manipulação e, por consequência, indicadores que decorram dela.

A variável RSPL apresenta alto distanciamento da média nas duas pontas da curva (valor mínimo 3.000 vezes menor e o valor máximo é 2.878 vezes maior), identificando empresas que melhor remuneraram seus acionistas em determinado trimestre, casos da Fer Heringer (4º/2019), Metal Iguaçu (3º/2016) e Minerva (1º/2015) e as que pior remuneraram, com destaques para Battistella (4º/2018), Eternit (3º/2019), Metal Frio (3º/2015) e Mundial (1º/2015).

As empresas Fer Heringer, Metal Iguaçu e Minerva, nos trimestres assinalados, foram classificadas como solventes nos dois testes pelo modelo de Ohlson (1980). Em sentido oposto, Battistella, Eternit, Metal Frio e Mundial apresentaram risco de insolvência pelas duas medidas para os trimestres em destaque.

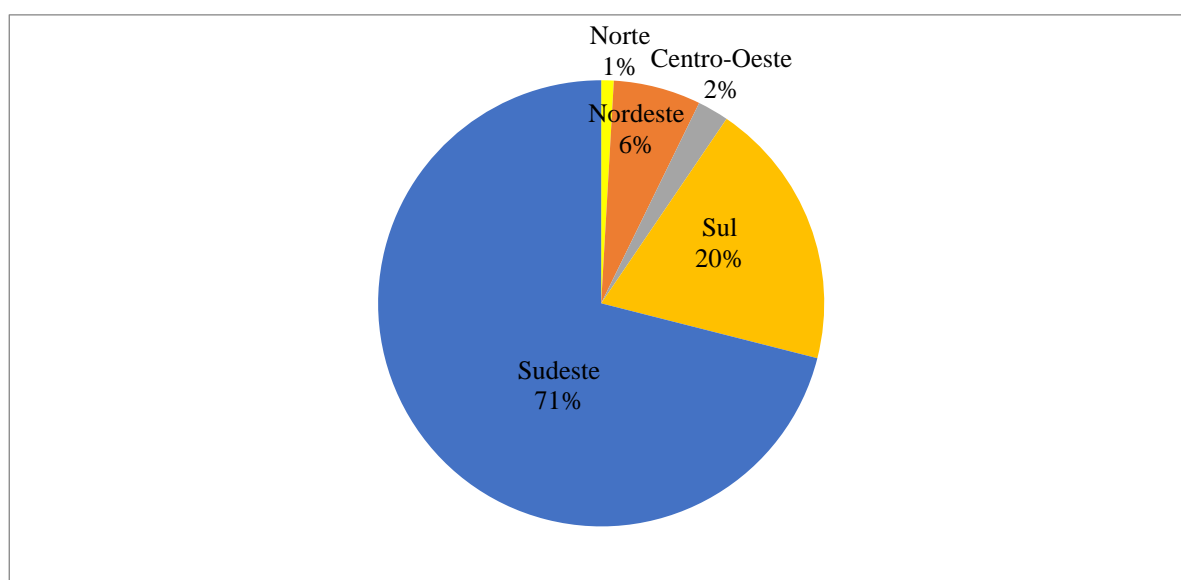
Tais resultados vão no mesmo sentido em que a literatura anterior destaca, isto é, dado que RSPL é uma variável que também decorre do lucro líquido do exercício, quanto maior a capacidade da empresa distribuir lucros aos investidores, infere-se que mais consistentes são os resultados gerados pela entidade e, por consequência, menor o risco de liquidez e de crédito

(FITZPATRICK, 1932; OHLSON, 1980; ANJOS, 2008; BRITO; ASSAF NETO, 2008; VASCONCELOS *et al.*, 2014).

Com relação à variável de cunho econômico, a taxa Selic foi a que menos apresentou variabilidade estatística. Destaca-se que houve uma queda substantiva no período estudado, visto a máxima histórica de 14,25% a.a. entre setembro de 2015 e setembro de 2016 e o fechamento na mínima histórica de 4,5% a.a. no último trimestre coletado (dezembro de 2019).

Com relação aos domicílios fiscais, as regiões sul e sudeste do país abarcam 91% da amostra de empresas da pesquisa, ao passo que as regiões norte, nordeste e centro-oeste, apenas 9%.

Gráfico 1 – Distribuição espacial das empresas



Fonte: dados da pesquisa.

Avançando na análise descritiva, verificou-se a correlação entre as variáveis. O coeficiente de correlação de Pearson é uma medida estatística que visa identificar o grau de associação linear entre duas variáveis quantitativas quaisquer (MARTINS, 2014). A construção e análise de matrizes de correlação é uma ferramenta estatística utilizada para identificar o comportamento das variáveis, principalmente no que tange à indícios de multicolinearidade (GUJARATI; PORTER, 2011).

Para Cohen (2013), quando o coeficiente de correlação está localizado entre 0,10 e 0,29, diz-se que a magnitude da correlação entre as variáveis é baixa, caso da grande maioria dos dados apresentados; valores situados entre 0,30 e 0,49 são considerados médios; uma alta correlação é verificada a partir de 0,50.

Assumindo as medidas de Cohen (2013), que são até mais conservadoras quando comparadas com outras literaturas como em Hair *et al.* (2009) e Gujarati e Porter (2011), constata-se que não há alta correlação entre as variáveis independentes, o que é um indício do ponto de vista da ausência de multicolinearidade.

Quatro foram as matrizes de correlação calculadas, por conta das diferentes formas de mensuração das variáveis risco de crédito e risco de fraude, no intuito de trazer mais robustez aos resultados apresentados.

Quadro 3: matriz de correlação 1

	RC	MB	MO	End	LI	ML	ROA	RSPL	TS
RC	1,0000	-0,1758	0,0505	0,3552	-0,1992	-0,1561	-0,1794	-0,1739	-0,0230
MB	-0,1758	1,0000	0,1104	-0,1154	-0,0333	0,0480	0,0501	0,0139	-0,0198
MO	0,0505	0,1104	1,0000	0,0225	-0,0442	-0,0036	-0,1423	-0,0259	0,0051
End	0,3552	-0,1154	0,0225	1,0000	-0,1009	-0,1485	-0,0505	0,0004	-0,0113
LI	-0,1992	-0,0333	-0,0442	-0,1009	1,0000	0,0443	0,0584	0,0122	0,0231
ML	-0,1561	0,0480	-0,0036	-0,1485	0,0443	1,0000	0,0749	-0,0002	0,0190
ROA	-0,1794	0,0501	-0,1423	-0,0505	0,0584	0,0749	1,0000	0,0265	-0,0109
RSPL	-0,1739	0,0139	-0,0259	0,0004	0,0122	-0,0002	0,0265	1,0000	0,0027
TS	-0,0230	-0,0198	0,0051	-0,0113	0,0231	0,0190	-0,0109	0,0027	1,0000

Fonte: dados da pesquisa.

A matriz de correlação 1 apresenta a variável risco de crédito calculada pelo modelo de Ohlson (1980), assumindo uma *proxy* de Ln do ativo total para tamanho da empresa; a variável risco de fraude foi mensurada pelos modelos de Beneish (1999) e Martins e Ventura Júnior (2020) e testadas a partir de uma *dummy*.

Quadro 4: matriz de correlação 2

	RC	MB	MO	End	LI	ML	ROA	RSPL	TS
RC	1,0000	-0,1888	0,0699	0,3285	-0,2137	-0,1434	-0,2142	-0,1708	-0,0356
MB	-0,1888	1,0000	0,1104	-0,1154	-0,0333	0,0480	0,0501	0,0139	-0,0198
MO	0,0699	0,1104	1,0000	0,0225	-0,0442	-0,0036	-0,1423	-0,0259	0,0051
End	0,3285	-0,1154	0,0225	1,0000	-0,1009	-0,1485	-0,0505	0,0004	-0,0113
LI	-0,2137	-0,0333	-0,0442	-0,1009	1,0000	0,0443	0,0584	0,0122	0,0231
ML	-0,1434	0,0480	-0,0036	-0,1485	0,0443	1,0000	0,0749	-0,0002	0,0190
ROA	-0,2142	0,0501	-0,1423	-0,0505	0,0584	0,0749	1,0000	0,0265	-0,0109
RSPL	-0,1708	0,0139	-0,0259	0,0004	0,0122	-0,0002	0,0265	1,0000	0,0027
TS	-0,0356	-0,0198	0,0051	-0,0113	0,0231	0,0190	-0,0109	0,0027	1,0000

Fonte: dados da pesquisa.

A matriz de correlação 2 apresenta a variável risco de crédito calculada pelo modelo de Ohlson (1980), assumindo uma *proxy* para tamanho da entidade como Ln da receita total; a

variável risco de fraude foi mensurada pelos modelos de Beneish (1999) e Martins e Ventura Júnior (2020) e testadas a partir de uma *dummy*.

Quadro 5: matriz de correlação 3

	RC 3	MB	MO	End	LI	ML	ROA	RSPL	TS
RC 3	1,0000	-0,2116	0,0017	0,3552	-0,1992	-0,1561	-0,1794	-0,1739	-0,0230
MB	-0,2116	1,0000	0,3999	-0,1840	0,0286	0,0569	0,0331	-0,0115	-0,0073
MO	0,0017	0,3999	1,0000	0,0163	-0,0173	0,0032	-0,0148	-0,0114	-0,0192
End	0,3552	-0,1840	0,0163	1,0000	-0,1009	-0,1485	-0,0505	0,0004	-0,0113
LI	-0,1992	0,0286	-0,0173	-0,1009	1,0000	0,0443	0,0584	0,0122	0,0231
ML	-0,1561	0,0569	0,0032	-0,1485	0,0443	1,0000	0,0749	-0,0002	0,0190
ROA	-0,1794	0,0331	-0,0148	-0,0505	0,0584	0,0749	1,0000	0,0265	-0,0109
RSPL	-0,1739	-0,0115	-0,0114	0,0004	0,0122	-0,0002	0,0265	1,0000	0,0027
TS	-0,0230	-0,0073	-0,0192	-0,0113	0,0231	0,0190	-0,0109	0,0027	1,0000

Fonte: dados da pesquisa.

A matriz de correlação 3 apresenta a variável risco de crédito calculada pelo modelo de Ohlson (1980), assumindo novamente Ln do ativo total como *proxy* para tamanho da entidade; já a variável risco de fraude foi mensurada pelos modelos de Beneish (1999) e Martins e Ventura Júnior (2020) e testadas pela forma ordinal do resultado encontrado, isto é, a partir do *score* bruto calculado.

Quadro 6: matriz de correlação 4

	RC 4	MB	MO	End	LI	ML	ROA	RSPL	TS
RC 4	1,0000	-0,2024	0,0011	0,3285	-0,2137	-0,1434	-0,2142	-0,1708	-0,0356
MB	-0,2024	1,0000	0,3999	-0,1840	0,0286	0,0569	0,0331	-0,0115	-0,0073
MO	0,0011	0,3999	1,0000	0,0163	-0,0173	0,0032	-0,0148	-0,0114	-0,0192
End	0,3285	-0,1840	0,0163	1,0000	-0,1009	-0,1485	-0,0505	0,0004	-0,0113
LI	-0,2137	0,0286	-0,0173	-0,1009	1,0000	0,0443	0,0584	0,0122	0,0231
ML	-0,1434	0,0569	0,0032	-0,1485	0,0443	1,0000	0,0749	-0,0002	0,0190
ROA	-0,2142	0,0331	-0,0148	-0,0505	0,0584	0,0749	1,0000	0,0265	-0,0109
RSPL	-0,1708	-0,0115	-0,0114	0,0004	0,0122	-0,0002	0,0265	1,0000	0,0027
TS	-0,0356	-0,0073	-0,0192	-0,0113	0,0231	0,0190	-0,0109	0,0027	1,0000

Fonte: dados da pesquisa.

Por fim, a matriz de correlação 4 apresenta a variável risco de crédito calculada pelo modelo de Ohlson (1980), assumindo novamente Ln da receita total como *proxy* para tamanho da entidade; já a variável risco de fraude foi mensurada pelos modelos de Beneish (1999) e Martins e Ventura Júnior (2020) e testadas a partir do *score* bruto calculado.

A partir da observação das matrizes, verifica-se que a variável endividamento (End) foi a que apresentou maior correlação com a variável dependente. Verifica-se também uma associação positiva entre ambas, no sentido de que quanto maior o endividamento, maior o risco

de crédito. Esse primeiro achado está em linha com a literatura anterior (BEAVER, 1966; ALTMAN; HALDEMAN; NARAYANAN, 1977; OHLSON, 1980; CHEN; SHIMERDA, 1981; ZHOU *et al.*, 2005; ALTMAN; SABATO, 2007; ANJOS, 2008; BRITO; ASSAF NETO, 2008; VASCONCELOS *et al.*, 2014).

Com relação às demais variáveis contábeis, o comportamento esperado também foi o verificado, isto é, quanto maiores a liquidez imediata, a margem líquida, o retorno sobre o patrimônio líquido e o retorno sobre o ativo, menor o risco de crédito e isso também está em linha com a literatura anterior (FITZPATRICK, 1932; BEAVER, 1966; ALTMAN, 1968; OHLSON, 1980; CHEN; SHIMERDA, 1981; ZHOU *et al.*, 2005; ALTMAN; SABATO, 2007; ANJOS, 2008; BRITO; ASSAF NETO, 2008; DAMASCENO *et al.*, 2008; VASCONCELOS *et al.*, 2014).

Quando se analisa a medida de correlação entre a variável econômica (taxa Selic) e o risco de crédito, nota-se uma associação negativa entre ambas. Essa relação pode ser explicada pelo fato de que com o custo dos empréstimos, teoricamente mais baixo por conta do quadro de redução da taxa de juros apresentada, há uma maior inserção de participantes no mercado de crédito, buscando esse recurso menos oneroso. Com isso, aumentam-se os problemas da seleção adversa por parte dos bancos e a chance de mais pagadores ruins contraírem dívidas, elevando o risco médio de inadimplência dos contratos de empréstimo (AKERLOF, 1970; STIGLITZ; WEISS, 1981; BESTER, 1987; YEUNG *et al.*, 2012; MALKÖNEN; VESALA, 2012).

Bom salientar que, conforme Hair *et al.* (2009), existir correlação não necessariamente envolve relação de causa e efeito, contudo, a análise descritiva serve justamente para se obter as primeiras impressões que devem ser melhor aprofundadas com técnicas estatísticas mais robustas.

4.1.1 Análise descritiva: risco de crédito e risco de fraudes contábeis

No que tange a associação entre a variável dependente – risco de crédito – e a variável de interesse desta pesquisa – risco de fraudes contábeis -, foi destinado um capítulo específico para tratá-la.

Inicialmente, observou-se o comportamento dos dados para cada trimestre das empresas componentes da amostra de pesquisa e buscou-se verificar a quantidade de eventos de risco de fraudes contábeis que obtinham como resposta a chance de *default* por parte da empresa para aquele mesmo período.

Quadro 7: análise descritiva 1 – risco de crédito (ativo total) x risco de fraudes contábeis

Total de observações	Risco de <i>default</i>	Risco de fraude (M-score Beneish, 1999)	Risco de <i>default</i> e risco de fraude (M-score Beneish, 1999)	Risco de fraude (M-score adaptado por Martins e Ventura Júnior, 2020)	Risco de <i>default</i> e risco de fraude (M-score adaptado por Martins e Ventura Júnior, 2020)
4420	422	2008	78	58	13
100%	9,55%	45,43%	1,76%	1,31%	0,29%

Fonte: dados da pesquisa.

Quando a variável risco de crédito teve na composição de seu cálculo a informação de ativo total como *proxy* para tamanho da empresa, das 4.420 observações, 422 foram classificadas como potencialmente insolventes (aproximadamente 10% dos dados). Com relação ao indicador de risco de fraudes contábeis, 45,43% das observações apresentaram classificação “potencialmente fraudadora”. Se observados conjuntamente, do total de observações da pesquisa, por apenas 78 vezes, uma empresa foi classificada com risco de *default* e também com risco de fraudes contábeis, o que representa 1,76% dos dados.

Quando a métrica para risco de fraudes contábeis passa a ser mensurado pelo M-score adaptado por Martins e Ventura Júnior (2020), tem-se que apenas 58 das 4420 observações foram classificadas como “potencialmente fraudador”; se analisada sob a ótica dos riscos analisados conjuntamente, em apenas 13 eventos, uma empresa ficou classificada com risco de *default* e risco de fraude, o que não representa 1% das observações.

Quadro 8: análise descritiva 2 – risco de crédito (receita de vendas) x risco de fraudes contábeis

Total de observações	Risco de <i>default</i>	Risco de fraude (M-score Beneish, 1999)	Risco de <i>default</i> e risco de fraude (M-score Beneish, 1999)	Risco de fraude (M-score adaptado por Martins e Ventura Júnior, 2020)	Risco de <i>default</i> e risco de fraude (M-score adaptado por Martins e Ventura Júnior, 2020)
4420	513	2008	100	58	18
100%	11,61%	45,43%	2,26%	1,31%	0,41%

Fonte: dados da pesquisa.

Quando a mensuração da variável dependente levou em consideração a receita total como *proxy* para tamanho da empresa para se chegar a um *score* pelo modelo Ohlson (1980), o número de observações classificadas como potencialmente insolventes cresceu para 513, um incremento de quase 25%, se comparada com a forma de mensuração apresentada no quadro 7.

Fazendo a mesma análise associada entre as duas variáveis, verificou-se que o número de observações de empresas classificadas como potencialmente insolvente e potencialmente fraudadora de suas informações contábeis cresceu para 100, quando a variável de risco de

fraude foi mensurada pelo modelo de Beneish (1999), e para 18, quando mensurado pelo modelo de Beneish (1999) adaptado por Martins e Ventura Júnior (2020).

Quando se analisa as matrizes de correlação, seguindo a escala de Cohen (2013), as variáveis apresentaram baixa associação entre si. E não somente isso, quando mensurada por Beneish (1999), em que a correlação apresentou um resultado superior, a variável de risco de fraude apresentou sinal negativo, indicando sentido oposto ao da variável risco de crédito, denotando que, independentemente da forma de mensuração das variáveis, não se observa uma associação direta, nem positiva (sinal esperado) entre risco de fraudes contábeis e risco de crédito de uma organização.

Na busca pelo entendimento da relação apresentada, segregou-se a amostra de pesquisa em dois grupos distintos: no grupo 1, as empresas classificadas como sem potencial risco de fraude e, no grupo 2, as classificadas como potencialmente com risco de fraude, ambos os grupos mensurados pelo M-score de Beneish (1999) e pela mesma medida modificada por Martins e Ventura Júnior (2020) em que se observou o comportamento dos dois grupos sobre a ótica da estatística descritiva das variáveis que explicam o risco de crédito. Os resultados são apresentados na tabela 3:

Tabela 3: análise descritiva do risco de fraudes contábeis e demais variáveis

Variáveis	Grupo 1					
	Mínimo	1º Quartil	Mediana	Média	3º Quartil	Máximo
END	0,28	0,54	0,75	2,81	1,48	51,84
LI	0,00	0,01	0,05	0,06	0,09	0,44
ML	-1.038,80	-0,26	-0,03	-8,39	0,10	88,86
ROA	-1,00	0,01	0,02	0,02	0,03	1,05
RSPL	-17,14	0,01	0,03	-0,01	0,05	1,7744

Variáveis	Grupo 2					
	Mínimo	1º Quartil	Mediana	Média	3º Quartil	Máximo
END	0,05	0,45	0,59	0,66	0,76	6,2145
LI	0,00	0,02	0,06	0,07	0,10	0,80
ML	-33,95	-0,05	0,03	-0,12	0,08	125,50
ROA	-0,57	0,01	0,01	0,01	0,02	0,70
RSPL	-30,31	-0,00	0,02	0,02	0,04	28,78

Fonte: dados da pesquisa.

Ao analisar a estatística descritiva entre os grupos 1 e 2, não se verifica muitas diferenças entre os dados de liquidez imediata (LI) e retorno sobre o ativo (ROA). Contudo, com relação aos indicadores de performance (margem líquida e retorno sobre patrimônio líquido) e da variável de estrutura de capital (endividamento), já se verifica maiores diferenças e, por conta disso, de interesse aprofundar.

No que tange à margem líquida, o menor valor pertence a uma empresa do grupo 1. A empresa em questão é a Mendes Júnior, que conforme destacado anteriormente, apresentou indicador de insolvência medido pelo modelo de Ohlson (1980), nas duas métricas de mensuração, e constatou-se probabilidade de insolvência para todos os 20 trimestres, contudo, não apresentou em nenhum trimestre indicativo de risco de fraude contábil mensurado por Beneish (1999) e por Martins e Ventura Júnior (2020).

Desponta como detentora da maior margem líquida dos períodos analisados a empresa Viver, pertencente ao grupo 2. Conforme também já destacado, o período em questão foi o único em que a empresa apresentou resultado contábil positivo. Muito por conta disso, especificamente no trimestre em questão, a empresa não foi considerada potencialmente insolvente, mas com potencial risco de fraude quando mensurado por Beneish (1999) e sem risco de fraude quando mensurado por Martins e Ventura Júnior (2020).

No grupo 1, a empresa de maior margem líquida é a empresa Hércules, embora, tal qual a empresa Mendes Júnior, também apresenta probabilidade de insolvência em todos os 20 trimestres analisados. No entanto, não apresenta potencial risco de fraude das informações contábeis em nenhum dos trimestres analisados. É a empresa que também apresenta o maior valor de endividamento desse grupo de empresas. Um último ponto sobre a margem líquida é que o valor médio desse indicador é muito inferior para as empresas do grupo 1 se comparadas com a do grupo 2.

A propósito, sobre a variável de endividamento, verifica-se que o endividamento médio das empresas pertencentes ao grupo 1 é quatro vezes maior que a do grupo 2 e que a empresa Hércules de maior valor de endividamento em um período e pertencente ao grupo 1 supera em oito vezes a empresa Celgpar, pertencente ao grupo 2. Essa informação sugere que pode estar havendo manipulação desse dado, sobretudo para influenciar o gerenciamento do risco de crédito por parte dos bancos (WATTS; ZIMMERMAN, 1986; BENEISH; PRESS, 1993; SWEENEY, 1994; PERSONS, 1995; DEFOND; JIAMBALVO, 1994; DECHOW *et al.*, 1996; DICHEV; SKINNER, 2002; EFENDI *et al.*, 2007; DALNIAL *et al.*, 2014).

No que diz respeito à variável RSPL, o valor médio desse indicador para as empresas do grupo 1 é negativo, o que implica dizer que, em média, durante os 20 trimestres analisados, apresentaram resultados contábeis negativos e, por conta disso, prejuízo para os acionistas das empresas. Para as empresas do grupo 2, o valor médio é positivo, demonstrando resultados contábeis, em média, positivos e, em tese, melhor distribuição dos lucros para os acionistas. Assim como o dado de endividamento, há o risco de fraude desse indicador, sobretudo da alínea

que deriva essa informação, que é o lucro líquido (BENEISH; PRESS, 1993; BENEISH, 1999; BENEISH *et al.*, 2013; HASAN *et al.*, 2017).

Os dois extremos desse indicador pertencem às empresas com maior potencial de risco de fraude de suas demonstrações (grupo 2). As três empresas que apresentaram melhor indicador foram: Fer Heringer (4º/2019), Metal Iguaçu (3º/2016) e Minerva (1º/2015). A empresa Fer Heringer apresentou indicativo de risco de fraude apenas para o trimestre em questão de todos os seus 20 analisados. As empresas Metal Iguaçu e Minerva não apresentaram indicativo de risco de fraude para esses trimestres.

Com relação às empresas que apresentaram os piores números para a variável RSPL, destacam-se: Battistella (4º/2018), Eternit (3º/2019), Metal Frio (3º/2015) e Mundial (1º/2015). No trimestre em questão, a empresa Battistella foi a detentora do valor mínimo dentre todos os dados da pesquisa para o indicador de RSPL, mas não apresentou indicativo de risco de fraudes contábeis por nenhum dos dois modelos, tal qual as outras três empresas. Delas, apenas a empresa Mundial não apresentou tal indicativo em nenhum dos 20 trimestres analisados; por sinal, esta é a empresa que detém ambos os valores (mínimo e máximo) para as empresas do grupo 1.

Naturalmente que uma empresa ou outra componente do grupo 1 apresentou melhores indicadores, mas quando se compara a maioria dos dados entre os grupos, não é o que se observa. O que se verifica, de fato, é que o comportamento dos indicadores contábeis das empresas pertencentes ao grupo 2, isto é, com maior propensão ao risco de fraudes, em média, são melhores em comparação com as empresas do grupo 1.

Esse padrão observado pode encontrar fundamentação em Beneish (1999), que destaca o interesse de CEOs e CFOs de grandes empresas em apresentarem situação econômico-financeira atual da entidade de maneira mais favorável, mesmo que para isso, violem os princípios contábeis geralmente aceitos. Ou ainda, o que destaca Repousis (2016), de que os gestores agem por motivação pessoal, a fim de manterem sua empregabilidade nessas corporações, haja vista que suas remunerações e cargos dependem diretamente dos resultados alcançados pelas empresas que dirigem e, para tal, estão dispostos a violarem os dados contábeis.

E, tendo em vista que o ato da fraude contábil pode ser definido como intencional, no sentido de obter benefício financeiro não autorizado, distorcendo os dados contábeis fidedignos e burlando a normatização contábil a fim de enganar o usuário final da informação como supervalorização dos ativos e receitas, ou apropriação indevida de impostos, ou ainda subestimação de passivos e despesas (WANG *et al.*, 2006; YUE *et al.*, 2007; WANG, 2010),

pode-se dizer que os dados observados na segregação entre os grupos evidencia um pouco dessa abordagem também nesta amostra estudada.

Contudo, Beneish (1999) faz uso de um indicador de *accruals* que visa analisar o fluxo financeiro, por assim dizer, do lucro contábil, isto é, o quanto, de fato, aquele resultado é convertido em recursos líquidos, pois, quando empresas utilizam a fraude como artifício para melhorar o retrato de sua posição contábil-financeira naquela determinada data-base, sobretudo quando boa parte das manipulações recaem sobre a alínea do lucro (BENEISH, 1999; HASAN *et al.*, 2017), não haverá uma geração de caixa propriamente dita, apenas uma “maquiagem” dos indicadores financeiros. Assim, os dois grupos analisados na tabela 3, também foram analisados na tabela 4 a seguir, em que se verifica os indicadores de fluxo de caixa gerado pelas operações (FCO), além do fluxo de caixa líquido das atividades de financiamento (FCF).

Tabela 4: análise descritiva do FCO e do FCF dos grupos (em milhares de R\$)

Indicadores	Grupo 1					
	Mínimo	1º Quartil	Mediana	Média	3º Quartil	Máximo
FCO	-269.345	2.022	44.954	1.743.588	792.339	41.863.565
FCF	-50.773.804	-95.334	-11.541	-921.065	-924	24.179.262

Indicadores	Grupo 2					
	Mínimo	1º Quartil	Mediana	Média	3º Quartil	Máximo
FCO	-7.635.982	8.088	60.094	328.115	334.984	39.327.643
FCF	-14.748.543	-61.712	-6.537	-50.446	5.905	14.652.954

Fonte: dados da pesquisa.

O que se observa é que as empresas do grupo 1, embora apresentem piores indicadores contábeis quando comparadas com as empresas do grupo 2, apresentam, por outro lado, maior geração de fluxo de caixa das operações. Em média, o grupo 1 apresenta uma geração de caixa cinco vezes maior que as empresas do grupo 2.

Para contrastar com esse indicador, buscou-se analisar o indicador do fluxo de caixa das atividades de financiamento, pois este pode funcionar como fonte de cobertura para as empresas que são insuficientes na geração de caixa pelas suas próprias operações (ASSAF NETO; SILVA, 2011).

Verifica-se um maior fluxo de dispêndio, isto é, de liquidação do que captação de empréstimos e financiamentos pelas empresas componentes do grupo 1, quando comparadas com as empresas do grupo 2. Em outras palavras, o fluxo de captação de recursos com terceiros das empresas do grupo considerado com maior risco de fraudes contábeis é superior ao do grupo considerado de menor risco, chegando a ser, em média, 18 vezes maior, mostrando que o fluxo se inverte.

Nesse sentido, o que se observa a partir dos dados analisados nesta seção vai na linha de que as empresas do grupo 2, classificadas como potencialmente fraudadoras pelo modelo de Beneish (1999), apresentam melhores indicadores contábeis justamente pela manipulação dos dados possivelmente promovida por seus gestores, mas como não há forma de manipular o fluxo de caixa propriamente dito, apresentam este indicador, em média, muito abaixo do apresentado pelo grupo de empresas consideradas não fraudadoras (grupo 1).

Como forma de solução para essa deficiência de recursos, as empresas com maior risco de fraude recorrem ao capital de terceiros e o conseguem, visto que seus indicadores contábeis, normalmente considerados na análise do risco de crédito pelas instituições financeiras, evidenciam “situação favorável” para consecução de tais recursos.

Portanto, o modelo de mensuração de risco de fraudes contábeis de Beneish (1999) consegue em boa medida discriminar as empresas que apresentam maior e menor risco de fraudes contábeis, mas, justamente por conta da manipulação dos indicadores pelas empresas, apresenta relação negativa com o risco de crédito, o que, de certa forma, confronta a literatura anterior (DYE, 1988; TRUEMAN; TITMAN, 1988; WATTS; ZIMMERMAN, 1990; DEFOND; JIAMBALVO, 1994; SWEENEY, 1994; DECHOW *et al.*, 1996; DICHEV; SKINNER, 2002; EFENDI *et al.*, 2007; GRAHAM *et al.*, 2008; STANLEY, 2015; HAN *et al.*, 2015).

4.2 Construção do modelo *logit* de risco de crédito

A escolha das variáveis para a construção do modelo *logit* para risco de crédito foi feita, inicialmente, a partir da literatura anterior (FITZPATRICK, 1932; BEAVER, 1966; ALTMAN, 1968; ALTMAN *et al.*, 1977; CHEN; SHIMERDA, 1981; HO; SAUNDERS, 1981; BRUNSDON *et al.*, 1996; HUANG; LEUNG, 2002; ZHOU *et al.*, 2005; ALTMAN; SABATO, 2007; BRITO; ASSAF NETO, 2008; DAMASCENO *et al.*, 2008; ANJOS, 2008; STINE, 2011; DANTAS *et al.*, 2012; VASCONCELOS *et al.*, 2014; FERNANDES; ARTES, 2016; ALBUQUERQUE *et al.*, 2017) em que se buscou a fundamentação teórica para a inclusão de tais variáveis no modelo.

A partir de então, adotou-se o procedimento *stepwise* para teste de relevância das variáveis dentro do modelo. Conforme Fávero, Belfiore, Silva e Chan (2009), o *stepwise* agrega ao modelo apenas as variáveis mais relevantes para fins da análise, contribuindo na elaboração de um modelo que melhor represente as observações, eliminando, inclusive, problemas de multicolinearidade.

Comumente, esse procedimento automático avalia em cada etapa os p-valores dos regressores em comparação com um determinado valor de alfa crítico. Contudo, no *software* utilizado, não há nenhuma função que utilize o critério do p-valor. Assim, utilizou-se o critério de informação de Akaike (AIC) na combinação das variáveis dos diversos modelos simulados. O AIC é calculado da seguinte forma: $-2\log(Lp) + 2[(p+1) + 1]$, sendo Lp a função de máxima verossimilhança e p o número de variáveis explicativas do modelo. Quando se tem que comparar modelos, para selecionar o mais ajustado, basta calcular o AIC de todos e se basear no menor valor encontrado (HOSMER; STANLEY, 2000).

Importante lembrar o mencionado anteriormente, isto é, para melhor ajuste do modelo e, por consequência, para maior robustez dos resultados apresentados, as variáveis risco de crédito e risco de fraudes contábeis foram mensuradas de duas formas diferentes cada uma. Para melhor compreensão dos resultados apresentados, as variáveis assumem as seguintes nomenclaturas:

RC₁: variável risco de crédito calculada pelo modelo de Ohlson (1980), assumindo uma *proxy* de Ln do ativo total para tamanho da empresa. A forma de inserção dessa variável nos testes se deu a partir de uma *dummy*, em que se calculou a pontuação para cada uma das empresas, em cada um dos trimestres coletados e, quando o resultado foi superior a 0,038, significa dizer que existe risco de insolvência e, com base nesse achado, é contraindicado o empréstimo bancário a essa entidade sob pena de *default* da operação.

RC₂: variável risco de crédito calculada pelo modelo de Ohlson (1980), assumindo uma *proxy* de Ln da receita total para tamanho da empresa. A forma de inserção dessa variável nos testes se deu da mesma forma como a descrita para RC₁.

MB: variável risco de fraudes contábeis calculada pelo modelo M-score de Beneish (1999). A forma de inserção dessa variável nos testes se deu de duas formas: (i) a primeira, a partir de uma *dummy*, em que se calculou a pontuação para cada uma das empresas, em cada um dos trimestres coletados. Quando o resultado encontrado foi superior a -2,22, diz-se que a entidade possui maior probabilidade de ter manipulado suas informações contábeis. Por outro lado, quando se obteve uma pontuação inferior à -2,22, diz-se que tem menor probabilidade de manipulação; (ii) a segunda forma, foi a partir do próprio *score* obtido, sem fazer nenhum tipo de distinção prévia entre maior e menor risco de fraude, ou seja, foi utilizada a pontuação obtida para aquela determinada empresa, naquele período, dentro dos testes.

MO: variável risco de fraudes contábeis calculada pelo modelo M-score adaptado por Martins e Ventura Júnior (2020). A forma de inserção dessa variável nos testes se deu exatamente da mesma forma descrita para a variável MB, com apenas uma distinção

operacional quanto ao risco de as empresas terem maior ou menor risco de fraude contábil. Aquelas em que seu M-score resultante ficou situado no maior quintil da amostra, ou seja, superior a 0,80, são consideradas com maior risco de fraude das informações contábeis.

Assim, quatro foram os modelos resultantes, visto que foi realizado o cruzamento de todas as formas das variáveis de interesse, isto é, no modelo 1, foi introduzido o teste RC_1 x MB em suas duas formas; no modelo 2, RC_1 x MO em suas duas formas; no modelo 3, RC_2 x MB em suas duas formas; e no modelo 4, RC_2 x MO em suas duas formas. Os resultados do modelo² que apresentou melhor ajuste são apresentados a seguir:

Quadro 9: stepwise modelo 1

Procedimento	Modelo	AIC
Início: apenas as variáveis de controle.	$RC \sim End + LI + ML + ROA + RSPL + TS + Região$ Var. Df Deviance AIC Região 1 298.42 312.42 <none> 298.39 314.39 TS 1 305.46 319.46 ROA 1 311.36 325.36 LI 1 335.41 349.41 ML 1 354.07 368.07 RSPL 1 796.24 810.24 End 1 1905.57 1919.57	AIC = 314,39
Passo 1: a variável região não foi estatisticamente significativa e, portanto, foi excluída. A sua retirada não fez com que outras variáveis deixassem de ser significantes.	$RC \sim End + LI + ML + ROA + RSPL + TS$ Var. Df Deviance AIC <none> 298.42 312.42 *Região 1 298.39 314.39 TS 1 305.46 317.46 ROA 1 311.37 323.37 LI 1 335.98 347.98 ML 1 354.36 366.36 RSPL 1 796.28 808.28 End 1 1928.76 1940.76	AIC = 312,42
Passo 2: Houve a inclusão da variável risco de fraude (MO), sendo que não melhorou o ajuste do modelo e, portanto, também foi retirada.	$RC \sim End + LI + ML + ROA + RSPL + TS + MO$ Var. Df Deviance AIC *MO 1 298.42 312.42 <none> 297.09 313.09 *Região 1 297.06 315.06 TS 1 304.63 318.63 ROA 1 310.92 324.92 LI 1 335.22 349.22 ML 1 353.10 367.10 RSPL 1 790.51 804.51 End 1 1924.87 1938.87	AIC = 313,09
Passo 3: incluiu-se a variável de risco de fraude (MB), sendo que, com ela, melhorou-se o ajuste do modelo, vide redução do AIC.	$RC \sim End + LI + ML + ROA + RSPL + TS + MB$ Var. Df Deviance AIC <none> 295.36 311.36 MB 1 298.42 312.42 Região 1 295.36 313.36 TS 1 301.58 315.58 ROA 1 308.98 322.98	AIC = 311,36

² Os demais modelos e todas as suas estatísticas estão evidenciadas nos apêndices deste trabalho.

	LI	1	333.41	347.41
	ML	1	350.61	364.61
	RSPL	1	794.06	808.06
	End	1	1805.69	1819.69

Fonte: dados da pesquisa.

Seguindo o descrito por Hosmer e Stanley (2000) acerca do procedimento *stepwise*, o modelo de melhor ajuste é aquele com menor AIC, que no caso desta pesquisa foi aquele obtido com a informação de risco de fraudes contábeis mensurado pelo M-score originalmente proposto por Beneish (1999) e todas as variáveis de controle, exceto a variável região. No quadro 10, estão evidenciados os resultados:

Quadro 10: output da regressão logística para o modelo 1

Call: glm (formula = RC ~ End + LI + ML + ROA + RSPL + TS + MB, family = binomial (link = "logit"), data = B1)					
Deviance Residuals:					
	Mín	1Q	Median	3Q	Max
	-2,7357	-0,0192	-0,0061	-0,0016	3,6022
Coefficients:					
	Estimate	Std. Error	Z value	Pr (> z)	
(Intercept)	-15,46273	1,28505	-12,033	< 2e-16	***
End	11,28087	0,90934	12,406	< 2e-16	***
LI	-24,25120	4,66559	-5,198	2,02e-07	***
ML	-0,11946	0,02348	-5,087	3,63e-07	***
ROA	-12,06182	2,85332	-4,227	2,37e-05	***
RSPL	-7,18408	0,68221	-10,531	< 2e-16	***
TS	10,50596	4,27598	2,457	0,0140	*
MB	-0,83956	0,49297	-1,703	0,0886	.
Significant codes:	0 " *** "	0,001 " ** "	0,01 " * "	0,05 " . "	0,1 " " 1
(Dispersion parameter for binomial family taken to be 1)					
Null deviance:	2784,83 on 4419 degrees of freedom				
Residual deviance:	295,36 on 4412 degrees of freedom				
AIC:	311,36				
Number of Fisher Scoring iterations: 11					
Call: Logitor (formula = RC ~ End + LI + ML + ROA + RSPL + TS + MB, data = B1)					
Odds Ratio:					
	Odds Ratio	Std. Error	Z value	Pr (> Z)	
End	7,9290e+04	7,2102e+04	12,4055	< 2,2e-16	***
LI	2,9365e-11	1,3701e-10	-5,1979	2,016e-07	***
ML	8,8740e-01	2,0839e-02	-5,0873	3,632e-07	***

ROA	5,7759e-06	1,6490e-05	-4,2273	2,365e-05 ***
RSPL	7,5856e-04	5,1750e-04	-10,5306	< 2,2e-16 ***
TS	3,6533e+04	1,5621e+05	2,4570	0,01401 *
MB	4,3190e-01	2,1291e-01	-1,7031	0,08856 .
Significant codes:	0 " *** "	0,001 " ** "	0,01 " * "	0,05 " . "
				0,1 " "
				1
Resultados				
Dependent Variable:				
RC				
End	11,281 *** (0,909)			
LI	-24,251 *** (4,666)			
ML	-0,119 *** (0,023)			
ROA	-12,062 *** (2,853)			
RSPL	-7,184 *** (0,682)			
TS	10,506 *** (4,276)			
MB	-0,840 * (0,493)			
Constant	-15,463 *** (1,285)			
Observations	4.420			
Log Likelihood	-147,682			
Akaike Inf. Crit.	311,363			
Note:	* p < 0,1; ** p < 0,05; *** p < 0,01			
VIF [1]	1,2996			
Goldfeld-Quandt test	data: <i>logit_B1</i>			
GQ = 1,005, DF1 = 2202, DF2 = 2202, p-value = 0,4537	Alternative hypothesis: variance increases from segment 1 to 2			

Fonte: dados da pesquisa.

Os coeficientes foram ajustados para cada variável e os níveis de significância foram aceitos, conforme demonstrado pelo teste da distribuição normal da análise de variância - ANOVA. Com base nesse teste, pode-se observar que a variância com o modelo nulo (2.784) foi diminuindo à medida que as variáveis explicativas foram sendo incluídas, reduzindo a variância para 295, contribuindo para aceitação do modelo proposto.

A variável de controle região contida no modelo para mensurar uma possível influência do domicílio fiscal da empresa no seu risco de crédito acabou não sendo estatisticamente significativa, o que contrapõe os resultados contidos em Stine (2011), Fernandes e Artes (2016) e Albuquerque *et al.* (2017). A diferença entre os resultados apresentados neste estudo para os

anteriormente citados pode estar na amostra de pesquisa, visto que, as empresas analisadas neste trabalho são de capital aberto, enquanto que nos outros trabalhos, as empresas não eram listadas, além de serem de pequeno e médio porte.

Constata-se que as variáveis contábeis endividamento (End), liquidez imediata (LI), margem líquida (ML), retorno sobre o ativo (ROA) e retorno sobre o patrimônio líquido (RPSL) foram significativas ao nível de 1%. A variável econômica taxa Selic (TS) foi significativa ao nível de 5% e a variável de interesse risco de fraudes contábeis M-score de Beneish (1999) foi significativa ao nível de 10%.

A relação negativa entre as variáveis contábeis (LI, ML, ROA e RSPL) e a variável risco de crédito era esperada, corroborando com o apresentado na seção descritiva deste estudo e também na mesma corrente de estudos anteriores (FITZPATRICK, 1932; BEAVER, 1966; ALTMAN, 1968; ALTMAN *et al.*, 1977; CHEN; SHIMERDA, 1981; ZHOU *et al.*, 2005; ALTMAN; SABATO, 2007; ANJOS, 2008; BRITO; ASSAF NETO, 2008; DAMASCENO *et al.*, 2008; VASCONCELOS *et al.*, 2014). Esses indicadores calculados a partir dos dados extraídos das demonstrações contábeis evidenciam a *performance* das empresas, de maneira que, quando elas apresentam bons índices, o risco de inadimplência na contratação de crédito com uma instituição financeira acaba sendo reduzido.

O sinal positivo apresentado pela variável endividamento com relação à variável risco de crédito também era esperado, corroborando com o exposto na análise descritiva e com estudos anteriores (BEAVER, 1966; ALTMAN *et al.*, 1977; CHEN; SHIMERDA, 1981; ZHOU *et al.*, 2005; ALTMAN; SABATO, 2007; ANJOS, 2008; BRITO; ASSAF NETO, 2008; VASCONCELOS *et al.*, 2014).

O grau de alavancagem não é um indicador de *performance*, mas mantém uma relação muito estreita com o risco da empresa, de maneira que, quanto mais endividada dentro do sistema financeiro é uma entidade, maior a probabilidade de inadimplência em novos contratos de dívidas estabelecidos com um banco (DANTAS *et al.*, 2012).

A variável econômica (TS) chamou a atenção nos testes por conta da relação positiva com a variável dependente. A teoria exposta indica que, quanto maior a taxa de juros no mercado de crédito, menor é o número de participantes interessados em captar recursos para investimentos em seus negócios, sobretudo porque há uma diminuição do valor de mercado da empresa, dado que, quanto maior os juros de captação, maior a despesa financeira reconhecida na demonstração de resultado e menor é o lucro líquido (STIGLITZ, 1969; MERTON, 1977; HELLWIG, 1981; WALLACE, 1981; MILLER, 1988; ROSS, 1988).

Assim, reduzem-se os problemas de seleção adversa por parte das instituições financeiras, pois, teoricamente, os melhores tomadores de recursos e bons pagadores não aceitam pagar juros altos em seus contratos, deixando o mercado de crédito apenas para os maus pagadores (AKERLOF, 1970; STIGLITZ; WEISS, 1981; BESTER, 1987; YEUNG *et al.*, 2012; MALKÖNEN; VESALA, 2012).

O que se tira desse cenário e que pode vir a ser uma possível explicação para a relação apresentada entre as variáveis é que, os bancos, em média, podem querer assumir maiores riscos, visando justamente maiores rentabilidades com contratos mais onerosos para os mutuários, elevando, portanto, o risco médio da carteira de crédito do sistema financeiro (STIGLITZ; WEISS, 1981).

Com relação a análise da variável de interesse, verificou-se que, além de possuir interferência estatisticamente significativa na variável resposta ($p\text{-valor} < 0,10$), a inclusão da informação sobre o risco de fraudes contábeis melhora o ajuste do modelo, contribuindo para o ganho informacional na análise de risco de crédito no momento de concessão de empréstimo por parte de uma instituição financeira. Assim, com base nesse achado, sugere-se a inclusão de informações que mensurem o risco de fraudes contábeis dentro do escopo da análise do risco de crédito quando os agentes deficitários apresentarem necessidade de financiamento de seus projetos via instituições financeiras.

O ponto que cabe discutir é que os resultados da análise do modelo de regressão, bem como os da análise descritiva vão de encontro ao apresentado pelos estudos anteriores (SWEENEY, 1994; DEFOND; JIAMBALVO, 1994; DECHOW *et al.*, 1996; DICHEV; SKINNER, 2002; EFENDI *et al.*, 2007; STANLEY, 2015; HAN *et al.*, 2015). A explicação para esses achados encontra-se pautada justamente no ponto focal do porquê uma empresa e/ou gestor e/ou usuário manipularia suas informações contábeis.

Como visto, o intuito das fraudes contábeis no mercado de crédito nada mais é que para obtenção de recursos perante o credor, ou manter-se num *rating* melhor qualificado, ou para reduzir os custos de captação, ou ainda, para que não haja descumprimento das cláusulas restritivas presentes nos contratos (WATTS; ZIMMERMAN, 1990; HAN *et al.*, 2015; STANLEY; SHARMA, 2015).

Nesse sentido, tendo em vista os resultados apresentados neste estudo, em que as variáveis de *performance* de uma entidade são estatisticamente relevantes na análise do risco de crédito, o normal é que as empresas que apresentem melhores resultados contábeis e, conseqüentemente, melhores indicadores medidos a partir de tais informações, também apresentem menores riscos de crédito (MARTINS; MAZER; LUSTOSA; PAULO, 2012;

BENOS; GARRATT; ZIMMERMAN, 2012; FERNANDO; MAY; MEGGINSON, 2012; ADU-GYAMFI, 2016).

Segundo Sweeney (1996), a manipulação das informações contábeis, altera, *a priori*, apenas a situação contábil apresentada por uma entidade, não sua situação econômico-financeira real. Contudo, isso já é o suficiente para reduzir a percepção do risco de crédito mensurado pelos modelos bancários, pois estes estão pautados na percepção e em estimativas.

Assim, por conta da assimetria informacional, não há como uma IF assegurar que aquelas informações adulteradas para melhorar os indicadores da empresa são ou não fidedignas, o que compromete a mensuração do risco, uma vez que os cálculos seriam realizados com base em *inputs* espúrios e, desta forma, quando praticada com este fim, a fraude contábil cumpre com seu objetivo: reduzir a percepção do risco de crédito (CHEN *et al.*, 2011).

Naturalmente que a relação negativa entre as variáveis não ocorre porque o risco de fraude contábil diminui propriamente o risco de crédito, isto é, diminui a chance de inadimplência em um contrato (pelo menos, não *a priori*). O que acaba por reduzir é a estimativa do risco de crédito (GRAHAM *et al.*, 2008; MINNIS, 2011), exatamente a problemática deste estudo, pois quando se aborda risco de crédito, trata-se de uma percepção / mensuração / estimativa, pois não há nenhuma convicção por parte do credor de que um cliente classificado com risco AA, por exemplo, irá, necessariamente, honrar com os compromissos assumidos. A estimativa é adequada, mas não se tem certeza disso.

O que se tem de concreto são os indícios e, quando estes são manipulados, o fraudador alcança seu objetivo, que é transparecer a imagem de “bom pagador”, de maneira que a relação de confiança com a IF não seja rompida (STANLEY; SHARMA, 2011) e isso é importante dentro dessa análise, sobretudo quando se tem em vista que, em muitos casos, caso não houvesse a fraude contábil, possivelmente, aquele recurso não seria conseguido junto à instituição (HARTMANN-WENDELS *et al.*, 2009), o que torna plausível os resultados deste estudo.

E por mais que se possa argumentar que essa é uma informação precificada pelos modelos de gestão de risco de crédito e por melhores que possam ser os mecanismos de controle presentes no sistema financeiro, bem como as ferramentas utilizadas para gerenciamento de risco de crédito, salienta-se o destacado por Fanning (1995), Kaminski *et al.* (2004), Murcia *et al.* (2008), Wang (2010), Goel e Gangolly (2012) e Purda e Skillicorn (2015), de que a engenharia da fraude é muito rebuscada, criativa, articulada e evolui junto com as ferramentas de controle das instituições, tornando-se tarefa muito complexa de se desvendar de forma acurada, sendo um grande desafio para a ciência contábil e para a prática forense.

Por fim, como contribuição final deste estudo, destaca-se o modelo proposto de gerenciamento de risco de crédito. Os parâmetros para cada variável são apresentados na equação 8, considerando o modelo que proporciona o maior grau de ajuste dentre todos os testados e com as variáveis mais relevantes na explicação do risco de crédito:

$$RC_{(i,t)} = -15,46 - 0,84MB + 11,28End - 24,25LI - 0,12ML - 12,06ROA - 7,18RSPL + 10,51TS \quad (8)$$

4.2.1 Testes de robustez do modelo logit proposto

Este segmento destina-se a fazer explicações acerca dos testes realizados para validação dos modelos, no sentido de apresentar o percurso realizado na escolha do modelo evidenciado na equação 8 e também a fim de eliminar os pontos que pudessem interferir na eficácia e na robustez da proposta.

Conforme mencionado anteriormente, a escolha das variáveis passou inicialmente pelo crivo da literatura anterior, além do procedimento *stepwise* para seleção das variáveis mais relevantes e para auxiliar no processo de eliminação da multicolinearidade (FÁVERO *et al.*, 2009).

Outra estatística utilizada com o objetivo de eliminar problemas de multicolinearidade, foi o teste do fator de inflação da variância (VIF). Esta estatística determina o quanto a variância de cada parâmetro estimado dentro de um modelo de regressão aumenta devido à multicolinearidade, isto é, quanto maior a colinearidade, maior será a variância dos estimadores e, no limite, pode-se tornar infinita, prejudicando qualquer análise mais eficaz de uma determinada situação-problema (GUJARATI; PORTER, 2011).

Nesse sentido, um valor de VIF acima de 10 indica presença multicolinearidade (KENNEDY, 2008). Com base nessa métrica, não se pode rejeitar a hipótese nula de que não há multicolinearidade, pois nos testes realizados para os quatro modelos deste estudo, não houve nenhum valor de VIF superior a 10.

Com relação a estimação dos parâmetros do modelo, utilizou-se a medida -2 Log Likelihood, denominado logaritmo do valor de máxima verossimilhança. O objetivo do teste é descobrir a melhor combinação dos preditores a fim de maximizar a probabilidade de obtenção das frequências observadas, como se fosse o teste R na regressão múltipla ou teste F na ANOVA (HAIR *et al.*, 2009). A estimação de coeficientes de máxima verossimilhança começa com valores arbitrários, em que são determinadas a direção e o tamanho da mudança dos coeficientes a partir da entrada das variáveis explicativas no modelo de regressão (HAIR *et al.*, 2009).

Para completude do procedimento, os resíduos também são testados de maneira que é determinada uma nova direção e um novo tamanho da mudança nos parâmetros. O sistema se retroalimenta para que o teste seja realizado o número de vezes necessária até que os parâmetros não mudem mais ou mudem minimamente a cada entrada de uma nova variável no modelo (HAIR *et al.*, 2009).

Este teste não apresenta um valor limite, contudo, possui um balizador, sendo zero o valor esperado, isto é, quanto menor o valor do teste, mais ajustado será o modelo. Conforme será verificado no final desta seção, no quadro que resume as estatísticas de todos os testes realizados, o modelo que apresentou menor valor de -2 LLL foi justamente o modelo 1, escolhido e apresentado na equação 8 da seção anterior.

Como foram testados quatro modelos diferentes para a consecução de um mesmo objetivo, utilizou-se a estatística de Cox & Snell para se avaliar qual dentre eles apresentaria melhor ajuste e robustez. Este teste foi realizado no sentido de verificar a variação ocorrida no Log da razão de chances (*Odds ratios*) da variável resposta com base nos regressores; em outras palavras, o quanto do comportamento da variável risco de crédito pode ser explicado com base no conjunto de variáveis independentes selecionadas.

O problema do teste de Cox & Snell ocorre em sua definição, dado que, como funciona como um parâmetro similar ao qui-quadrado no modelo de regressão múltipla, deveria se assimilar também no resultado máximo esperado, ou seja, igual a 1, se fosse possível que o conjunto de variáveis independentes explicasse 100% da variação ocorrida na variável dependente.

Como isso não é possível, foi realizado o teste de Nagelkerke, que corrige o problema do índice de Cox & Snell, de forma que o resultado máximo alcançado possa ser igual a 1. De acordo com os dados da pesquisa, o teste de Cox & Snell evidencia que as variáveis independentes no modelo proposto conseguem explicar 43,1% das variações ocorridas no Log da razão de chances da variável risco de crédito, enquanto que pela estatística de Nagelkerke, 92,1%.

Com relação à análise dos resíduos do modelo, foi realizado o teste de Goldfeld-Quandt. O diagnóstico de homocedasticidade se dá quando a variância dos resíduos são constantes em diferentes observações (GUJARATI; PORTER, 2011). Na verificação realizada, observa-se um p-valor $> 0,05$ para qualquer um dos modelos testados, ou seja, não se pode rejeitar a hipótese nula de homocedasticidade dos resíduos.

Um teste de ajuste final do modelo proposto é o Hosmer e Lemeshow, que avalia a existência de diferenças significativas entre as classificações realizadas pelo modelo e a

realidade observada. A proposta é utilizar um teste qui-quadrado para avaliar tais diferenças em cada grupo de interesse, de maneira que, quanto menor o valor do qui-quadrado apresentado, melhor (FÁVERO *et al.*, 2009).

Na realização do teste, não se observou diferença significativa entre os valores observados e as classificações realizadas pelo modelo, podendo ser rejeitada a hipótese nula de que as classificações realizadas e observadas são diferentes, dado que o sig de qualquer um dos modelos apresentou valor superior ao nível de significância de 5%, sendo que para o modelo proposto, o valor do qui-quadrado foi o menor dentre os concorrentes testados. Um bom ajuste nesse teste é quando o valor do qui-quadrado apresenta-se como não significativo. O quadro 11 evidencia, de forma resumida, todos os resultados dos testes acima mencionados:

Quadro 11: resumo dos testes estatísticos (comparação entre os modelos)

Teste	Modelo 1	Modelo 2	Modelo 3	Modelo 4
VIF	1,2996	1,26467	1,270957	1,26467
AIC	311,363	446,651	312,419	446,651
Log Likelihood (LLL)	-147,682	-217,326	-149,210	-217,326
-2 LLL	295,364	434,652	298,42	434,652
Cox & Snell (R-Square)	0,431	0,462	0,430	0,462
Nagelkerke (R-Square)	0,921	0,902	0,920	0,902
Goldfeld-Quandt	1,005 p-value = 0,45	1,10 p-value = 0,08	1,00 p-value = 0,50	1,10 p-value = 0,08
Hosmer e Lemeshow	$\chi^2 = 0,491$ p-value = 1,0	$\chi^2 = 2,028$ p-value = 0,98	$\chi^2 = 1,155$ p-value = 0,99	$\chi^2 = 2,028$ p-value = 0,98

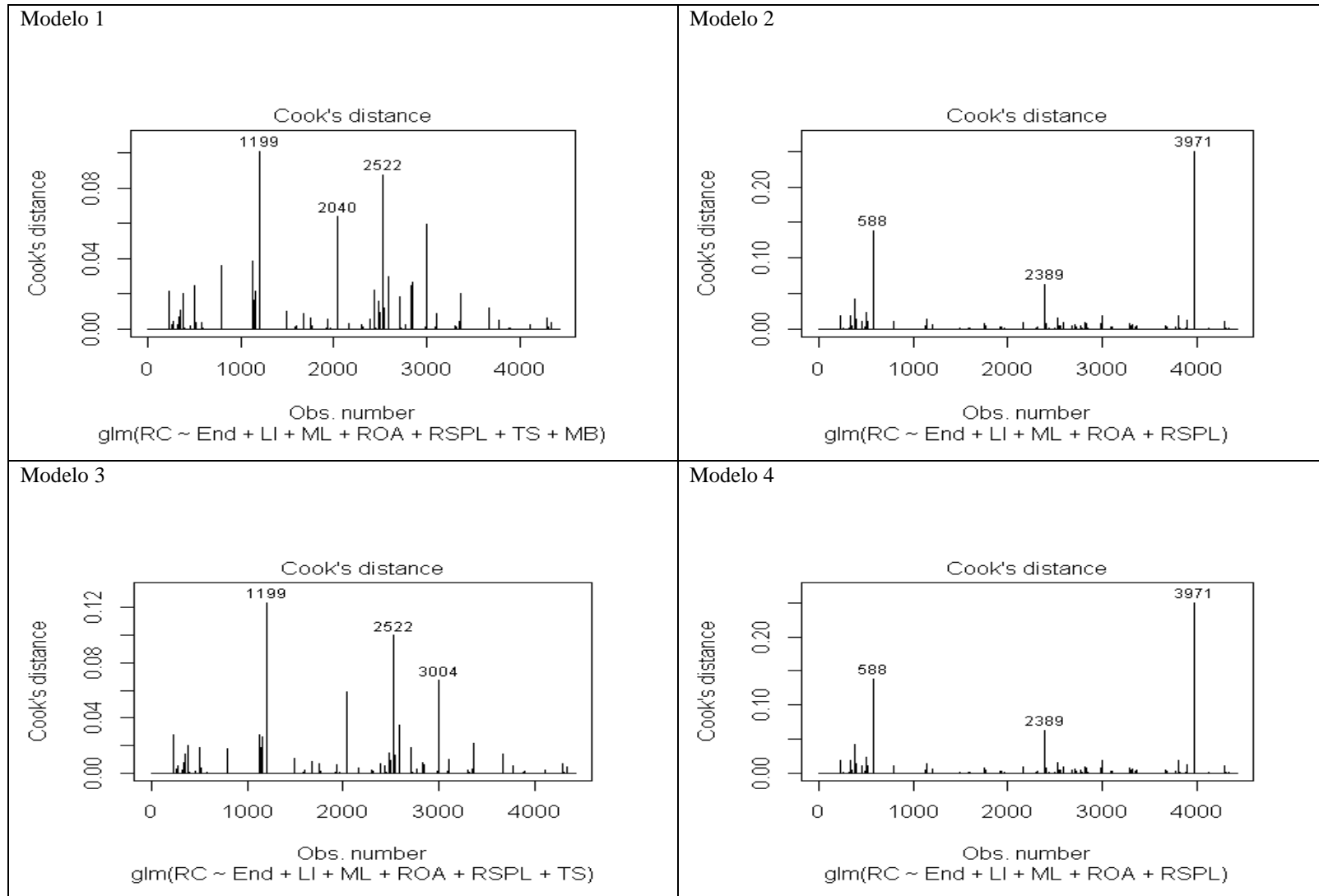
Fonte: dados da pesquisa.

Adicionalmente, foram realizados os testes de cutoff e medida de Cook. O primeiro, serve para reforçar se os resíduos estão controlados e será aceito quando o valor ficar próximo de zero, indicando controle dos resíduos; o segundo, é uma medida de influência de uma observação ao realizar uma análise de regressão, fazendo uma checagem de validação dos resíduos (HAIR *et al.*, 2009).

Os gráficos abaixo apresentam os resultados dos testes de Cook. Os valores em destaque são as observações de maior discrepância de cada modelo analisado, mas nota-se que estão todos controlados em valores inferiores a 0,5 de distância. É possível verificar que os pontos estão bem próximos à reta e que as distâncias praticamente não ultrapassam 1 nos resíduos, indicando que estão controlados.

Assim, pode-se atestar que o grau de estimativas do modelo é confiável e que os resíduos são independentes. É possível verificar também por meio deste teste que o modelo 1, exposto na equação 8 e sugerido como contribuição deste estudo, é o que possui melhor ajuste nas suas estimativas.

Gráfico 2 – Distâncias de Cook (Cutoff = 0, 13)



Fonte: dados da pesquisa.

5 CONSIDERAÇÕES FINAIS

O uso da manipulação das informações contábeis no mercado de crédito tem o principal objetivo de reduzir o custo dos empréstimos do agente fraudador, além de facilitar o cumprimento dos termos acordados nas cláusulas restritivas (*covenants*) presentes em uma operação de crédito contratada, pois ao se alterar de forma fraudulenta os dados contábeis, o credor é induzido a conceder recursos com taxas de juros mais baixas e/ou a não forçar a antecipação do recebimento da operação, visto que o risco da operação e do cliente estão intimamente ligados ao custo da dívida (WATTS; ZIMMERMAN, 1990; SWEENEY, 1994; DEFOND; JIAMBALVO, 1994; DECHOW *et al.*, 1996; DICHEV; SKINNER, 2002; EFENDI *et al.*, 2007; GRAHAM *et al.*, 2008; STANLEY; SHARMA, 2011; MINNIS, 2011).

Com o objetivo então de verificar a relação entre risco de fraudes contábeis e risco de crédito, este trabalho avaliou se as informações extraídas dos relatórios econômico-financeiros de empresas brasileiras de capital aberto são úteis na análise do risco de crédito e se a inserção da informação a respeito do risco de fraudes contábeis acarretaria em ganho informacional em uma estrutura formatada para análise e gestão de risco de crédito.

Tendo em vista esse objetivo, buscou-se indicadores contábeis mais relevantes sob a ótica da explicação do risco de fraudes contábeis e do risco de crédito das organizações. A partir disso, construiu-se um modelo quantitativo para testar a relevância desses indicadores na mensuração do risco de crédito e para verificar se o modelo geraria para o usuário algum ganho informacional a partir da introdução da informação de risco de fraudes contábeis.

Os resultados evidenciaram que todas as variáveis contábeis presentes no modelo (endividamento, liquidez imediata, margem líquida, retorno sobre o ativo e retorno sobre o patrimônio líquido) foram significativas ao nível de 1% na estimativa de risco de crédito das empresas analisadas, denotando real importância de serem consideradas na gestão desse risco, particularmente importante dentro das instituições financeiras.

Este achado é relevante visto que, por serem indicadores de *performance* e liquidez, denotam para a entidade financeira que analisar o contexto da organização como um todo tende a ser fator preponderante sob a ótica da mensuração do risco de inadimplência.

A variável econômica taxa Selic foi significativa ao nível de 5%, o que também evidencia a importância de se considerar aspectos econômicos na ótica do risco de crédito, conforme destacado por Saunders (1981), Dantas *et al.* (2012) e Albuquerque *et al.* (2017).

Com relação à associação entre risco de fraudes contábeis e o risco de crédito, principal interesse desta pesquisa, verificou-se que, quando mensurada pelo M-score originalmente proposto por Beneish (1999), além de ser estatisticamente significativa ao nível de 10%, contribui para o melhor ajuste do modelo. Este achado evidencia que a inserção de uma variável que mede risco de fraudes contábeis melhora a análise do risco de crédito, pois a partir do momento que ela passa a ser considerada e auxilia no melhor ajuste da variável resposta, pode-se dizer que ela contribui para o ganho informacional na ótica da gestão do risco de crédito por parte dos bancos.

A maior investigação ficou por conta da associação negativa entre as variáveis, visto que a literatura apresentada evidenciava o contrário. Nesse sentido, o ponto de reflexão é o que se distingue entre concreto e estimativa. O concreto e exposto pela literatura (WATTS; ZIMMERMAN, 1990; SWEENEY, 1994; DEFOND; JIAMBALVO, 1994; DECHOW *et al.*, 1996; DICHEV; SKINNER, 2002; EFENDI *et al.*, 2007; GRAHAM *et al.*, 2008; STANLEY; SHARMA, 2011; MINNIS, 2011) é que quanto maior o risco de crédito, isto é, quanto pior a situação de liquidez e econômica de uma empresa, que se reflete na capacidade de pagamento das suas dívidas bancárias, maior é a propensão dos gestores fraudarem os demonstrativos contábeis, justamente na busca por reduzir esse risco perante o credor.

Na verdade, pode-se dizer que esse comportamento é até esperado por parte dos administradores das grandes empresas. Este fato é evidenciado pelo estudo de Fiirst, Pamplona, Bambino e Klann (2020), que demonstra a existência de maiores níveis de gerenciamento de resultado nos anos imediatamente anteriores ao pedido de recuperação judicial e falência de empresas brasileiras.

Nesse cenário, o que ocorre é justamente o proposto nas evidências deste estudo, pois, quanto maior a dificuldade financeira de uma empresa, maior sua chance de entrar em insolvência. Para fugir disso, busca-se a captação de recursos com credores que, possivelmente não emprestarão para evitarem o *default* de suas operações de crédito. Para lograrem êxito na consecução dos recursos, os administradores partem para a política de gerenciamento de resultados ou de fraudes dos dados contábeis propriamente dito, pois isso ajuda na redução da percepção do risco de crédito mensurado pelos modelos probabilísticos utilizados pelos bancos, fazendo com que o risco de fraude conduza ao risco de crédito (BENEISH, 1999; HARTMANN-WENDELS *et al.*, 2009; REPOUSIS, 2016; FIIRST *et al.*, 2020).

Contudo, cabe destacar que, o observado não é a redução do risco de crédito em si. A priori, ele continua alto (se ruim for a situação de liquidez da empresa), pois a fraude não altera a situação econômico-financeira real de uma companhia (HEALY, 1985; SWEENEY, 1994;

DECHOW *et al.*, 1996), o que se altera é a percepção e esta é mensurada com base nos modelos de gerenciamento de risco de crédito, que utilizam como *inputs* os dados fornecidos pelos mutuários interessados em captação.

Esse aspecto ficou evidenciado quando a amostra da pesquisa foi segregada em dois grupos, isto é, em empresas com menor potencial de apresentarem risco de fraude (grupo 1) e empresas com maior potencial (grupo 2), com base na discriminação feita pelo M-score de Beneish (1999). A partir dessa análise, foi verificado que os indicadores contábeis das empresas do grupo 2 estavam mais saudáveis, muito provavelmente por conta de uma possível manipulação realizada pelos seus gestores.

O quadro ora apresentado, no qual os indicadores contábeis apresentam-se adequados para obtenção de uma boa avaliação por parte dos analistas, é conhecido em empresas brasileiras que, em momentos antes de sofrerem intervenção por parte do Banco Central eram bem avaliadas pelas agências de *rating*, como é o caso do Banco Cruzeiro do Sul S/A e Banco BVA S/A (CARVALHO, 2016; BARRETO, 2016). Nesses casos, as mencionadas instituições financeiras se valeram de artifícios contábeis como reconhecimento de receitas fictícias e ativação de despesas como forma de melhorarem os indicadores contábeis, contudo, por outro lado, não conseguiam gerar fluxo de caixa operacional, levando a necessidade de sofrerem intervenção da autoridade monetária e, posteriormente, terem sua falência decretada (CARVALHO, 2016; BARRETO, 2016).

Nesse sentido, foi constatado por meio da análise do fluxo de caixa operacional, que as empresas do grupo 1 apresentaram resultados superiores, ou seja, maior geração de fluxo de caixa operacional, enquanto que por meio do indicador de fluxo de caixa das atividades de financiamento, constatou-se uma maior captação de recursos (ou menor liquidação das operações) pelas empresas do grupo 2, o que sugere, de fato, que o modelo de detecção de fraudes de Beneish (1999) conseguiu discriminar de maneira adequada as empresas com maiores e menores risco de fraudes em seus relatórios.

Contudo, como os dados coletados nesta pesquisa funcionam nos mesmos moldes que os *inputs* utilizados pelos bancos no cálculo do risco de crédito e, os resultados obtidos por meio do modelo de regressão logística proposto para estimativa desse risco evidencia uma relação negativa, pode-se afirmar que o fraudador logra seu objetivo em reduzir a estimativa do risco que, em suma, é o que verdadeiramente importa, já que é ela que vai balizar uma captação menos onerosa, ou não permitir uma desqualificação nos *ratings* das instituições, ou não permitir o descumprimento com as cláusulas contratuais mais restritivas (MARTINS *et al.*, 2012; BENOS *et al.*, 2012; FERNANDO *et al.*, 2012; ADU-GYAMFI, 2016).

Por fim, é apresentado o modelo de regressão logística para gerenciamento de risco de crédito, como contributo para a literatura de *credit relevance*, que ainda carece de estudos, pois, como destacado por Holthausen e Watts (2001), o enfoque das pesquisas contábeis têm tido preleção pelo investidor em detrimento dos demais usuários da informação. Para se chegar ao modelo supracitado, outras três formas foram consideradas, de maneira que, a que se apresentou como a mais robusta para se fazer estimativas, foi aquela que mensurou o risco de fraude de acordo com o modelo original de Beneish (1999). O modelo ora proposto, por sinal, pode ser aplicado em diversas análises de risco de crédito, desde que respeitadas as particularidades inerentes a cada instituição financeira.

A fim de continuar com a linha deste estudo, sugere-se considerar, para pesquisas futuras, incluir um fator de ponderação do risco pelo setor de atuação, pois conforme destacado nas limitações desta pesquisa, esta não foi uma variável considerada e que pode ter alguma relevância, caso o seja.

Sugere-se também considerar a expansão desta análise para empresas não listadas, obviamente entendendo a dificuldade da coleta de dados, a fim de comparar os resultados obtidos de empresas de capital aberto *versus* pequenas e médias empresas, onde, inclusive, o risco de fraude pode ter maior impacto, dados os mecanismos menos robustos de governança.

Pode-se pensar também na possibilidade da realização de estudos comparados, incluindo o risco país na análise de risco de crédito e considerando as diferentes culturas na análise do risco de fraudes em relatórios contábeis. Por fim, deve ser levado em conta o que Healy (1985) adverte a respeito da linha tênue existente entre gerenciamento de resultados e fraudes contábeis propriamente ditas. Nesse sentido, uma oportunidade de pesquisa interessante pode ser a de elaborar uma métrica capaz de identificar o momento em que as empresas deixam de gerenciar seus resultados e passam a fraudar os relatórios e qual o impacto disso dentro da análise de risco de crédito.

REFERÊNCIAS

ABBASI, A.; ALBRECHT, C.; VANCE, A.; HANSEN, J. *Metafraud: A meta-learning framework for detecting financial fraud*. **Mis Quarterly**, v. 36, n. 4, 2012.

ACEMOGLU, Daron; SCOTT, Andrew. *Asymmetric business cycles: Theory and time-series evidence*. **Journal of Monetary Economics**, v. 40, n. 3, p. 501-533, 1997.

ADU-GYAMFI, Mike. *The bankruptcy of Lehman Brothers: causes, effects and lessons learnt*. **Journal of Insurance and Financial Management**, v. 1, n. 4, 2016.

AGARWAL, Vineet; TAFFLER, Richard. *Comparing the performance of market-based and accounting-based bankruptcy prediction models*. **Journal of Banking & Finance**, v. 32, n. 8, p. 1541-1551, 2008.

AKERLOF, George A. *The market for "lemons": quality uncertainty and the market mechanism*. **The quarterly journal of economics**, v. 84, n. 3, p. 488-500, 1970.

ALBRECHT, W. S.; ALBRECHT, C. C.; ALBRECHT, C. O.; ZIMBELMAN, M. F. **Forensic accounting**. CC Albrecht, & MF Zimbelman, Forensic Accounting. Canada: South-Western Cengage Learning, p. 1-643, 2009.

ALBUQUERQUE, Pedro Henrique Melo; MEDINA, Fabio Augusto Scalet; DA SILVA, Alan Ricardo. *Regressão Logística Geograficamente Ponderada Aplicada a Modelos de Credit Scoring*. **Revista Contabilidade & Finanças**, v. 28, n. 73, p. 93-112, 2017.

ALLEN, Beth; HELLWIG, Martin. *Price-setting firms and the oligopolistic foundations of perfect competition*. **The American Economic Review**, v. 76, n. 2, p. 387-392, 1986.

ALTMAN, Edward I. *Financial ratios, discriminant analysis and the prediction of corporate bankruptcy*. **The Journal of Finance**, v. 23, n. 4, p. 589-609, 1968.

ALTMAN, Edward I.; HALDEMAN, Robert G.; NARAYANAN, Paul. *ZETATM analysis A new model to identify bankruptcy risk of corporations*. **Journal of Banking & Finance**, v. 1, n. 1, p. 29-54, 1977.

ALTMAN, Edward I.; BAIDYA, Tara KN; DIAS, Luís Manoel Ribeiro. *Assessing potential financial problems for firms in Brazil*. **Journal of International Business Studies**, v. 10, n. 2, p. 9-24, 1979.

ALTMAN, Edward I.; SAUNDERS, Anthony. *Credit risk measurement: Developments over the last 20 years*. **Journal of Banking & Finance**, v. 21, n. 11-12, p. 1721-1742, 1997.

ALTMAN, Edward I. *The importance and subtlety of credit rating migration*. **Journal of Banking & Finance**, v. 22, n. 10-11, p. 1231-1247, 1998.

ALTMAN, Edward I. *Managing credit risk: A challenge for the new millennium*. **Economic Notes**, v. 31, n. 2, p. 201-214, 2002.

ALTMAN, Edward I.; SABATO, Gabriele. *Modelling credit risk for SMEs: Evidence from the US market*. **Abacus**, v. 43, n. 3, p. 332-357, 2007.

ALTMAN, E. I.; SABATO, G.; WILSON, N. *The value of non-financial information in small and medium-sized enterprise risk management*. **The Journal of Credit Risk**, 6.2: 1-33, 2010.

ANAND, Vikas; DACIN, M. Tina; MURPHY, Pamela R. *The continued need for diversity in fraud research*. **Journal of Business Ethics**, v. 131, n. 4, p. 751-755, 2015.

ANDERSON, Urton L.; KOONCE, Lisa. *Explanation as a method for evaluating client-suggested causes in analytical procedures*. **Auditing**, v. 14, n. 2, p. 124, 1995.

ANDERSON, Edward J. *Business risk management. Models and Analysis*. Wiley, 2013.

ANDRADE, Luiz Felipe Figueiredo de. **Contabilidade de Instituições Financeiras no Brasil – Análise crítica da convergência às normas internacionais do IASB. 123 p.** Dissertação de Mestrado do Programa Multi-institucional e Inter-Regional de Pós-Graduação em Ciências Contábeis da Universidade de Brasília, Universidade Federal da Paraíba e Universidade Federal do Rio Grande do Norte (UnB / UFPB / UFRN), Brasília, DF, 2012.

ANJOS, Vera Marleide Loureiro dos. **A utilidade das demonstrações contábeis para a tomada de decisão sob a ótica dos analistas de investimentos e profissionais de relações com investidores – RI. 111 f.** 2008. Dissertação de Mestrado do Programa Multi-institucional e Inter-Regional de Pós-Graduação em Ciências Contábeis da Universidade de Brasília, Universidade Federal da Paraíba e Universidade Federal do Rio Grande do Norte (UnB / UFPB / UFRN), Brasília, DF, 2008.

ARAÚJO, Elaine Aparecida; CARMONA, Charles Ulises De Montreuil. *Construção de modelos credit scoring com análise discriminante e regressão logística para a gestão do risco de inadimplência de uma instituição de microcrédito. REAd: Revista Eletrônica de Administração*. Porto Alegre. Edição 62, Vol. 15, n. 1, (jan-abr 2009), documento eletrônico, 2009.

ARMSTRONG, Christopher S.; GUAY, Wayne R.; WEBER, Joseph P. *The role of information and financial reporting in corporate governance and debt contracting. Journal of Accounting and Economics*, v. 50, n. 2-3, p. 179-234, 2010.

ARNOTT, Richard; STIGLITZ, Joseph E. *Moral hazard and nonmarket institutions: Dysfunctional crowding out of peer monitoring? The American Economic Review*, p. 179-190, 1991.

ARROW, Kenneth J. *The role of securities in the optimal allocation of risk-bearing. The Review of Economic Studies*, v. 31, n. 2, p. 91-96, 1964.

ARROW, Kenneth J. *Insurance, risk and resource allocation. Essays in the theory of risk-bearing*, p. 134-143, 1971.

ARROW, Kenneth J. *Limited knowledge and economic analysis. American Economic Review*, v. 64, n. 1, p. 1-10, 1974.

ARRUDA, M. P. D.; SOUSA, R. A. M.; GIRÃO, L. F. D. A. P.; PAULO, E. *Divulgação de Informações por meio da Internet: Serão as Redes Sociais Capazes de Reduzir a Assimetria Informacional entre Empresas e Investidores?. Revista Evidenciação Contábil & Finanças*, v. 3, n. 2, p. 27-41, 2015.

NETO, Alexandre Assaf; SILVA, César Augusto Tibúrcio. **Administração do capital de giro**. Atlas, 2011.

ASSOCIAÇÃO BRASILEIRA DAS ENTIDADES DOS MERCADOS FINANCEIRO E DE CAPITAIS – ANBIMA. 2018. Disponível em <<https://www.cpa10anbima.com.br/funcao-dos-intermediarios-financeiros-e-definicao-de-intermediacao-financeira>> acesso em 07 de janeiro de 2019.

ATA, H. Ali; SEYREK, Ibrahim H. *The use of data mining techniques in detecting fraudulent financial statements: an application on manufacturing firms*. **Suleyman Demirel University Journal of Faculty of Economics & Administrative Sciences**, v. 14, n. 2, 2009.

ATIYA, Amir F. *Bankruptcy prediction for credit risk using neural networks: A survey and new results*. **IEEE Transactions on Neural Networks**, v. 12, n. 4, p. 929-935, 2001.

BABEL, David F. *Insuring banks against systematic credit risk*. **The Journal of Futures Markets (1986-1998)**, v. 9, n. 6, p. 487, 1989.

BACEN – BANCO CENTRAL DO BRASIL. **Relatório de Economia Bancária**. 2019.

BAI, Belinna; YEN, Jerome; YANG, Xiaoguang. *False financial statements: characteristics of China's listed companies and CART detecting approach*. **International journal of information technology & decision making**, v. 7, n. 02, p. 339-359, 2008.

BALCAEN, Sofie; OOGHE, Hubert. *35 years of studies on business failure: an overview of the classic statistical methodologies and their related problems*. **The British Accounting Review**, v. 38, n. 1, p. 63-93, 2006.

BALDWIN, Jane; GLEZEN, G. William. *Bankruptcy prediction using quarterly financial statement data*. **Journal of Accounting, Auditing & Finance**, v. 7, n. 3, p. 269-285, 1992.

BALL, Ray; BROWN, Philip. *An empirical evaluation of accounting income numbers*. **Journal of Accounting Research**, p. 159-178, 1968.

BALL, Ray; LI, Xi; SHIVAKUMAR, Lakshmanan. *Contractibility and transparency of financial statement information prepared under IFRS: Evidence from debt contracts around IFRS adoption*. **Journal of Accounting Research**, v. 53, n. 5, p. 915-963, 2015.

BARNES, Paul. *The analysis and use of financial ratios: A review article*. **Journal of Business Finance & Accounting**, v. 14, n. 4, p. 449-461, 1987.

BARRETO, Guilherme; ARTES, Fernandes Rinaldo. **Spatial correlation in credit risk and its improvement in credit scoring**. Insper Working Paper WPE: 321, 2013.

BARRETO, Eric. **Manipulação de resultados: estudo de caso de um banco brasileiro**. Tese apresentada ao Departamento de Contabilidade e Atuária da Faculdade de Economia, Administração e Contabilidade da Universidade de São Paulo, como parte dos requisitos para obtenção do grau de Doutor em Ciências Contábeis. Tese de Doutorado. Universidade de São Paulo. 2016.

BARTH, Mary E.; BEAVER, William H.; LANDSMAN, Wayne R. *The relevance of the value relevance literature for financial accounting standard setting: another view*. **Journal of Accounting and Economics**, v. 31, n. 1-3, p. 77-104, 2001.

BEASLEY, Mark S.; CARCELLO, Joseph V.; HERMANSON, Dana R. *Fraudulent financial reporting: 1987-1997. An analysis of US public companies*. **Committee of Sponsoring Organizations of the Treadway Commission**, 1999.

BEAVER, William H. *Financial ratios as predictors of failure*. **Journal of Accounting Research**, p. 71-111, 1966.

BECK, Thorsten; DEMIRGÜÇ-KUNT, Asli; MAKSIMOVIC, Vojislav. *Financing patterns around the world: Are small firms different?*. **Journal of Financial Economics**, v. 89, n. 3, p. 467-487, 2008.

BECKER, Gisele Patrícia; SEIBERT, Rosane Maria; WBATUBA, Berenice Beatriz Rossne; SALLA, Neusa Maria da Costa Gonçalves. *A Inadimplência Empresarial em Instituições Bancárias: um Estudo de Caso em Cobrança Terceirizada*. **Pensar Contábil**, v. 18, n. 66, 2016.

BEGLEY, Joy. *Debt covenants and accounting choice*. **Journal of Accounting and Economics**, v. 12, n. 1-3, p. 125-139, 1990.

BEIRUTH, A. X.; FÁVERO, L. P. L.; MURCIA, F. D. R.; ALMEIDA, J. E. F. D.; BRUGNI, T. *Structural changes in covenants through the adoption of IFRS in Brazil*. In: **Accounting Forum**. Taylor & Francis, 2017. p. 147-160.

BELL, Timothy B.; CARCELLO, Joseph V. *A decision aid for assessing the likelihood of fraudulent financial reporting*. **Auditing: A Journal of Practice & Theory**, v. 19, n. 1, p. 169-184, 2000.

BELL, Timothy B.; PEECHER, Mark E.; SOLOMON, Ira. **The 21st Century Public Company Audit: Conceptual Elements of KPMG's Global Audit Methodology**. KPMG international, 2005.

BENCIVENGA, Valerie R.; SMITH, Bruce D. *Financial intermediation and endogenous growth*. **The review of economic studies**, v. 58, n. 2, p. 195-209, 1991.

BENEISH, Messod D.; PRESS, Eric. *Interrelation among events of default*. **Contemporary Accounting Research**, v. 12, n. 1, p. 57-84, 1995.

BENEISH, Messod D. *Detecting GAAP violation: Implications for assessing earnings management among firms with extreme financial performance*. **Journal of Accounting and Public Policy**, v. 16, n. 3, p. 271-309, 1997.

BENEISH, Messod D. *The detection of earnings manipulation*. **Financial Analysts Journal**, v. 55, n. 5, p. 24-36, 1999.

BENEISH, Messod D.; LEE, Charles MC; NICHOLS, D. Craig. *Earnings manipulation and expected returns*. **Financial Analysts Journal**, v. 69, n. 2, p. 57-82, 2013.

BENOS, Evangelos; GARRATT, Rodney; ZIMMERMAN, Peter. *Bank behavior and risks in CHAPS following the collapse of Lehman Brothers*. 2012.

BERGER, Allen N.; DEYOUNG, Robert. *Problem loans and cost efficiency in commercial banks*. **Journal of Banking & Finance**, v. 21, n. 6, p. 849-870, 1997.

BESLEY, Timothy; COATE, Stephen. *Group lending, repayment incentives and social collateral*. **Journal of Development Economics**, v. 46, n. 1, p. 1-18, 1995.

BESSIS, Joel. **Risk management in banking**. Chichester: John Wiley & Sons, 1998.

BESTER, Helmut. *The role of collateral in credit markets with imperfect information*. **European Economic Review**, v. 31, n. 4, p. 887-899, 1987.

BIERSTAKER, James L.; BEDARD, Jean C.; BIGGS, Stanley F. *The role of problem representation shifts in auditor decision processes in analytical procedures*. **Auditing: A Journal of Practice & Theory**, v. 18, n. 1, p. 18-36, 1999.

BOFFEY, Robson; ROBSON, Graeme N. *Bank credit risk management*. **Managerial Finance**, v. 21, n. 1, p. 66-78, 1995.

BONATTO, Alexsandro Rebello. **Gestão do risco de crédito: uma abordagem segundo a teoria da informação assimétrica**. Trabalho de Conclusão de Curso (TCC). Universidade Federal do Rio Grande do Sul – UFRGS. Faculdade de Ciências Econômicas. Graduação em Ciências Econômicas. Porto Alegre, RS, 2003.

BOND, Eric W.; CROCKER, Keith J. *Smoking, skydiving, and knitting: The endogenous categorization of risks in insurance markets with asymmetric information*. **Journal of Political Economy**, v. 99, n. 1, p. 177-200, 1991.

BRAZEL, Joseph F.; JONES, Keith L.; ZIMBELMAN, Mark F. *Using nonfinancial measures to assess fraud risk*. **Journal of Accounting Research**, v. 47, n. 5, p. 1135-1166, 2009.

BRICE, B. *Improving credit quality by developing an integrated credit risk management process*. **The Australian Banker**, v. 106, n. 5, p. 290-98, 1992.

BRITO, Giovani Antônio Silva; NETO, Alexandre Assaf. *Modelo de classificação de risco de crédito de empresas*. **Revista Contabilidade & Finanças**, v. 19, n. 46, p. 18-29, 2008.

BROWN, Stephen V.; TUCKER, Jennifer Wu. *Large-sample evidence on firms' year-over-year MD&A modifications*. **Journal of Accounting Research**, v. 49, n. 2, p. 309-346, 2011.

BRUNSDON, Chris; FOTHERINGHAM, A. Stewart; CHARLTON, Martin E. *Geographically weighted regression: a method for exploring spatial nonstationarity*. **Geographical analysis**, v. 28, n. 4, p. 281-298, 1996.

BRUNI, Adriano Leal; MURRAY, A. D.; FAMÁ, R. *Modelos brasileiros preditivos de risco de crédito: um estudo exploratório atual sobre as suas eficácias*. **Periódico Tema**, v. 32, p. 148-167, 1998.

BURGSTHALER, David; EAMES, Michael. *Management of earnings and analysts' forecasts to achieve zero and small positive earnings surprises*. **Journal of Business Finance & Accounting**, v. 33, n. 5-6, p. 633-652, 2006.

CAMPBELL, John Y.; HILSCHER, Jens; SZILAGYI, Jan. *In search of distress risk*. **The Journal of Finance**, v. 63, n. 6, p. 2899-2939, 2008.

CANUTO, Otaviano; JÚNIOR, Reynaldo R. Ferreira. *Assimetrias de informação e ciclos econômicos: Stiglitz é keynesiano?*. **Ensaio FEE**, v. 20, n. 2, p. 7-42, 1999.

CARVALHO, Helton Pena de. **Da concepção à negação da fraude corporativa: uma análise processual do caso do Banco BVA/KPMG**. Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Administração da Faculdade de Gestão e Negócios da Universidade Federal de Uberlândia para obtenção do título de Mestre em Administração. 2016.

CECCHINI, M.; AYTUG, H.; KOEHLER, G. J.; PATHAK, P. Making words work: Using financial text as a predictor of financial events. **Decision Support Systems**, v. 50, n. 1, p. 164-175, 2010.

CHAIA, Alexandre Jorge. **Modelos de gestão do risco de crédito e sua aplicabilidade ao mercado brasileiro**. Dissertação de mestrado. Universidade de São Paulo – USP. Faculdade de Economia, Administração e Contabilidade. São Paulo, SP, 2003.

CHANG, Ha-Joon; GRABEL, Ilene. *Reclaiming development from the Washington Consensus*. **Journal of Post Keynesian Economics**, v. 27, n. 2, p. 273-291, 2004.

CHARITOU, Andreas; NEOPHYTOU, Evi; CHARALAMBOUS, Chris. *Predicting corporate failure: empirical evidence for the UK*. **European Accounting Review**, v. 13, n. 3, p. 465-497, 2004.

CHEN, Chia-hui; SENNETTI, J. *Fraudulent financial reporting characteristics of the computer industry under a strategic-systems lens*. **Journal of Forensic Accounting**, v. 6, n. 1, p. 23-54, 2005.

CHEN, Kung H.; SHIMERDA, Thomas A. *An empirical analysis of useful financial ratios*. **Financial Management**, p. 51-60, 1981.

CHEN, Yunsen; ZHU, Song; WANG, Yutao. *Corporate fraud and bank loans: Evidence from China*. **China Journal of Accounting Research**, v. 4, n. 3, p. 155-165, 2011.

CHEN, T.; MARTIN, X.; MASHRUWALA, C. A.; MASHRUWALA, S. D. *The value and credit relevance of multiemployer pension plan obligations*. **The Accounting Review**, v. 90, n. 5, p. 1907-1938, 2014.

CHEN, T. Y.; CHIN, C. L.; WANG, S.; YAO, W. R. *The effects of financial reporting on bank loan contracting in global markets: Evidence from mandatory IFRS adoption*. **Journal of International Accounting Research**, 14(2), 45-81, 2015.

CHU, Victório. *Principais fatores macroeconômicos da inadimplência bancária no Brasil*. **Relatório de economia bancária e crédito**, p. 41-45, 2001.

CMN – CONSELHO MONETÁRIO NACIONAL. Resolução nº 2.682, de 21 de dezembro de 1999. Dispõe sobre os critérios de classificação das operações de crédito e regras para constituição de provisão para créditos de liquidação duvidosa. Disponível em <https://www.bcb.gov.br/pre/normativos/res/1999/pdf/res_2682_v2_L.pdf>. Acesso em 19 de janeiro de 2019.

CMN – CONSELHO MONETÁRIO NACIONAL. Resolução nº 4.557, de 23 de fevereiro de 2017. Dispõe sobre a estrutura de gerenciamento de riscos e a estrutura de gerenciamento de capital. Disponível em <
https://www.bcb.gov.br/pre/normativos/busca/downloadNormativo.asp?arquivo=/Lists/Normativos/Attachments/50344/Res_4557_v1_O.pdf>. Acesso em 15 de janeiro de 2019.

COENEN, Tracy L. **Essentials of Corporate Fraud**. John Wiley & Sons, 2008.

COHEN, Alma. *Asymmetric information and learning: Evidence from the automobile insurance market*. **Review of Economics and Statistics**, v. 87, n. 2, p. 197-207, 2005.

COHEN, Jacob. **Statistical power analysis for the behavioral sciences**. Academic press, 2013.

COOPER, Russell; HAYES, Beth. *Multi-period insurance contracts*. **International Journal of Industrial Organization**, v. 5, n. 2, p. 211-231, 1987.

CORRAR, L.; PAULO, E.; DIAS FILHO, J. M.; RODRIGUES, A. **Análise multivariada para os cursos de administração, ciências contábeis e economia**. 2011.

COTTER, Julie. *Utilisation and restrictiveness of covenants in Australian private debt contracts*. **Accounting & Finance**, v. 38, n. 2, p. 181-196, 1998.

CRESSEY, Donald R. **Other people's money; a study of the social psychology of embezzlement**. 1953.

CROCKER, Keith J.; SNOW, Arthur. *The efficiency of competitive equilibria in insurance markets with asymmetric information*. **Journal of Public Economics**, v. 26, n. 2, p. 207-219, 1985.

CROUHY, Michel; GALAI, Dan; MARK, Robert. *Gerenciamento de risco: abordagem conceitual e prática: uma visão integrada dos riscos de crédito operacional e de mercado*. **Qualitymark**, 2004.

DABOUB, Anthony J. et al. *Top management team characteristics and corporate illegal activity*. **Academy of Management Review**, v. 20, n. 1, p. 138-170, 1995.

DALNIAL, H.; KAMALUDDIN, A.; SANUSI, Z. M.; KHAIRUDDIN, K. S. *Accountability in financial reporting: detecting fraudulent firms*. **Procedia-Social and Behavioral Sciences**, v. 145, p. 61-69, 2014.

DAMASCENO, Danilo Luís; ARTES, Rinaldo; MINARDI, Andrea Maria Accioly Fonseca. *Estimating credit rating of Brazilian companies using accounting ratios*. **Revista de Administração**, v. 43, n. 4, p. 344-355, 2008.

DANTAS, José Alves; DE MEDEIROS, Otavio Ribeiro; CAPELLETTO, Lúcio Rodrigues. *Determinantes do spread bancário ex-post no mercado brasileiro*. **RAM. Revista de Administração Mackenzie**, v. 13, n. 4, p. 48-74, 2012.

DEBREU, Gerard. **Theory of value: An axiomatic analysis of economic equilibrium**. Yale University Press, 1959.

DECHOW, Patricia M.; SLOAN, Richard G.; SWEENEY, Amy P. *Causes and consequences of earnings manipulation: An analysis of firms subject to enforcement actions by the SEC*. **Contemporary Accounting Research**, v. 13, n. 1, p. 1-36, 1996.

DECHOW, Patricia M.; KOTHARI, Sagar P.; WATTS, Ross L. *The relation between earnings and cash flows*. **Journal of Accounting and Economics**, v. 25, n. 2, p. 133-168, 1998.

DECHOW, Patricia M.; GE, W.; LARSON, C. R.; SLOAN, R. G. *Predicting material accounting misstatements*. **Contemporary Accounting Research**, v. 28, n. 1, p. 17-82, 2011.

DEFOND, Mark L.; JIAMBALVO, James. *Debt covenant violation and manipulation of accruals*. **Journal of Accounting and Economics**, v. 17, n. 1-2, p. 145-176, 1994.

DEMERJIAN, Peter R. *Accounting standards and debt covenants: Has the “balance sheet approach” led to a decline in the use of balance sheet covenants?* **Journal of Accounting and Economics**, v. 52, n. 2-3, p. 178-202, 2011.

DICHEV, Ilia D. *Is the risk of bankruptcy a systematic risk?* **The Journal of Finance**, v. 53, n. 3, p. 1131-1147, 1998.

DICHEV, Ilia D.; SKINNER, Douglas J. *Large-sample evidence on the debt covenant hypothesis*. **Journal of Accounting Research**, v. 40, n. 4, p. 1091-1123, 2002.

DIONNE, Georges; LASSERRE, Pierre. *Adverse selection and finite-horizon insurance contracts*. **European Economic Review**, v. 31, n. 4, p. 843-861, 1987.

DIONNE, G.; GAGNÉ, R.; GAGNON, F.; VANASSE, C. *Debt, moral hazard and airline safety: An empirical evidence*. **Journal of Econometrics**, v. 79, n. 2, p. 379-402, 1997.

DIONNE, Georges; FOMBARON, Nathalie; DOHERTY, Neil. *Adverse selection in insurance contracting*. **In: Handbook of insurance**. Springer, New York, NY, 2013. p. 231-280.

DIONNE, Georges; HARRINGTON, Scott E. (Ed.). **Foundations of insurance economics: readings in economics and finance**. Vol. 14, Springer Science & Business Media, 2013.

DUARTE, Filipe Coelho de Lima; GIRÃO, Luiz Felipe de Araújo Pontes; PAULO, Edilson. *Avaliando Modelos Lineares de Value Relevance: Eles Captam o que Deveriam Captar?*. **Revista de Administração Contemporânea**, v. 21, n. spe, p. 110-134, 2017.

DUFFIE, Darrell; LANDO, David. *Term structures of credit spreads with incomplete accounting information*. **Econometrica**, v. 69, n. 3, p. 633-664, 2001.

DUFFIE, Darrell; SAITA, Leandro; WANG, Ke. *Multi-period corporate default prediction with stochastic covariates*. **Journal of Financial Economics**, v. 83, n. 3, p. 635-665, 2007.

DYE, Ronald A. *Earnings management in an overlapping generations model*. **Journal of Accounting Research**, p. 195-235, 1988.

EFENDI, Jap; SRIVASTAVA, Anup; SWANSON, Edward P. *Why do corporate managers misstate financial statements? The role of option compensation and other factors.* **Journal of Financial Economics**, v. 85, n. 3, p. 667-708, 2007.

ERICKSON, Merle; MAYHEW, Brian W.; FELIX, William L. *Why do audits fail? Evidence from Lincoln Savings and Loan.* **Journal of Accounting Research**, v. 38, n. 1, p. 165-194, 2000.

ERICKSON, Merle; HANLON, Michelle; MAYDEW, Edward L. *Is there a link between executive equity incentives and accounting fraud?.* **Journal of Accounting Research**, v. 44, n. 1, p. 113-143, 2006.

FANNING, Kurt; COGGER, Kenneth O.; SRIVASTAVA, Rajendra. *Detection of management fraud: A neural network approach.* **Intelligent Systems in Accounting, Finance and Management**, v. 4, n. 2, p. 113-126, 1995.

FATEMI, Ali; FOOLADI, Iraj. *Credit risk management: a survey of practices.* **Managerial Finance**, v. 32, n. 3, p. 227-233, 2006.

FÁVERO, Luiz Paulo; BELFIORE, Patrícia; SILVA, Fabiana Lopes da; CHAN, Betty Lilian. **Análise de dados: Modelagem Multivariada para Tomada de Decisões.** Elsevier, 2009.

FERNANDES, Guilherme Barreto; ARTES, Rinaldo. *Spatial dependence in credit risk and its improvement in credit scoring.* **European Journal of Operational Research**, v. 249, n. 2, p. 517-524, 2016.

FERNANDO, Chitru S.; MAY, Anthony D.; MEGGINSON, William L. *The value of investment banking relationships: Evidence from the collapse of Lehman Brothers.* **The Journal of Finance**, v. 67, n. 1, p. 235-270, 2012.

FIIRST, Clóvis; PAMPLONA, Edgar; BAMBINO, Antônio Carlos; KLANN, Roberto Carlos. *Gerenciamento de resultados em empresas brasileiras nos anos antecedentes ao pedido de recuperação judicial ou falência.* **Desafio Online**, v. 8, n. 1, 2020.

FITZPATRICK, Paul Joseph. **A comparison of the ratios of successful industrial enterprises with those of failed companies.** 1932.

FLEMING, A. S.; HERMANSON, D. R.; KRANACHER, M. J.; RILEY JR, R. A. *Financial reporting fraud: Public and private companies.* **Journal of Forensic Accounting Research**, v. 1, n. 1, p. A27-A41, 2016.

FLOROU, Annita; KOSI, Urska. *Does mandatory IFRS adoption facilitate debt financing?.* **Review of Accounting Studies**, v. 20, n. 4, p. 1407-1456, 2015.

FLOROU, Annita; KOSI, Urska; POPE, Peter F. *Are international accounting standards more credit relevant than domestic standards?.* **Accounting and Business Research**, v. 47, n. 1, p. 1-29, 2017.

FRANCESCHETTI, Bruno Maria; KOSCHTIAL, Claudia. *Do bankrupt companies manipulate earnings more than the non-bankrupt ones*. **Journal of Finance and Accountancy**, v. 12, n. 1, 2013.

FRANKEL, Richard; SEETHAMRAJU, Chandra; ZACH, Tzachi. *GAAP goodwill and debt contracting efficiency: evidence from net-worth covenants*. **Review of Accounting Studies**, v. 13, n. 1, p. 87-118, 2008.

FRIDSON, Martin S. *Exactly what do you mean by speculation?*. **Journal of Portfolio Management**, v. 20, n. 1, p. 29, 1993.

FROST, C. A.; BERNARD, V. L. *The role of debt covenants in assessing the economic consequences of limiting capitalization of exploration costs*. **The Accounting Review**, v. 64, n. 4, p. 788-808, 1989.

GHATAK, Maitreesh. *Group lending, local information and peer selection*. **Journal of Development Economics**, v. 60, n. 1, p. 27-50, 1999.

GIL, Antônio Carlos. **Como elaborar projetos de pesquisa**. São Paulo, v. 5, n. 61, p. 16-17, 2002.

GLOUBOS, G.; GRAMMATIKOS, T. *The success of bankruptcy prediction models in Greece*. **Studies in Banking and Finance**, v. 7, n. 1, p. 37-46, 1988.

GOEL, Sunita; GANGOLLY, Jagdish. *Beyond the numbers: Mining the annual reports for hidden cues indicative of financial statement fraud*. **Intelligent Systems in Accounting, Finance and Management**, v. 19, n. 2, p. 75-89, 2012.

GRAHAM, John R.; LEMMON, Michael L.; SCHALLHEIM, James S. *Debt, leases, taxes, and the endogeneity of corporate tax status*. **The Journal of Finance**, v. 53, n. 1, p. 131-162, 1998.

GRAHAM, John R.; HARVEY, Campbell R.; RAJGOPAL, Shiva. *The economic implications of corporate financial reporting*. **Journal of Accounting and Economics**, v. 40, n. 1-3, p. 3-73, 2005.

GRAHAM, John R.; LI, Si; QIU, Jiaping. *Corporate misreporting and bank loan contracting*. **Journal of Financial Economics**, v. 89, n. 1, p. 44-61, 2008.

GREENWALD, Bruce; STIGLITZ, Joseph E. *New and old Keynesians*. **Journal of Economic Perspectives**, v. 7, n. 1, p. 23-44, 1993.

GREENWALD, Bruce C.; STIGLITZ, Joseph E. *Financial market imperfections and business cycles*. **The Quarterly Journal of Economics**, v. 108, n. 1, p. 77-114, 1993.

GRUNERT, Jens; NORDEN, Lars; WEBER, Martin. *The role of non-financial factors in internal credit ratings*. **Journal of Banking & Finance**, v. 29, n. 2, p. 509-531, 2005.

GUIMARÃES, Ailton; MOREIRA, Tito Belchior Silva. *Previsão de insolvência: um modelo baseado em índices contábeis com utilização da análise discriminante*. **Revista de Economia Contemporânea**, 2008, 12.1: 151-178.

GUIMARÃES, Paulo; RESENDE FILHO, Moisés. *Uma aplicação do modelo de regressão logística na previsão de falência empresarial no Brasil*. **Revista Brasileira de Economia de Empresas**, v. 18, n. 2, 2018.

GUJARATI, Damodar N.; PORTER, Dawn C. **Econometria Básica-5**. Amgh Editora, 2011.

GUNDLACH, Matthias; LEHRBASS, Frank (Ed.). **CreditRisk+ in the banking industry**. Ed. Springer Science & Business Media, 2013.

HAIR J. F.; BLACK, W. C.; BABIN, B. J.; ANDERSON, R. E.; TATHAM, R. L. **Análise multivariada de dados**. Ed. Bookman Editora, 2009.

HAMER, Michelle M. *Failure prediction: sensitivity of classification accuracy to alternative statistical methods and variable sets*. **Journal of Accounting and Public Policy**, v. 2, n. 4, p. 289-307, 1983.

HAN, Chang-Ryung; NELEN, Hans; JOO, Matthew Youngho. *Documentary credit fraud against banks: analysis of Korean cases*. **Journal of Money Laundering Control**, v. 18, n. 4, p. 457-474, 2015.

HANN, Rebecca; LU, Yvonne; SUBRAMANYAM, K. Does Discretion Improve Or Impair Value Relevance? Evidence From Pricing Of The Pension Obligation. 2005.

HANN, Rebecca N.; LU, Yvonne Y.; SUBRAMANYAM, K. R. *Uniformity versus flexibility: Evidence from pricing of the pension obligation*. **The Accounting Review**, v. 82, n. 1, p. 107-137, 2007.

HANN, Rebecca N.; HEFLIN, Frank; SUBRAMANAYAM, K. R. *Fair-value pension accounting*. **Journal of Accounting and Economics**, v. 44, n. 3, p. 328-358, 2007.

HARTMANN-WENDELS, Thomas; MÄHLMANN, Thomas; VERSEN, Tobias. *Determinants of banks' risk exposure to new account fraud—Evidence from Germany*. **Journal of Banking & Finance**, v. 33, n. 2, p. 347-357, 2009.

HASAN, M. S.; OMAR, N.; BARNES, P.; HANDLEY-SCHACHLER, M. *A cross-country study on manipulations in financial statements of listed companies: Evidence from Asia*. **Journal of Financial Crime**, 24(4), 656-677, 2017.

HEALY, Paul M. *The effect of bonus schemes on accounting decisions*. **Journal of Accounting and Economics**, v. 7, n. 1-3, p. 85-107, 1985.

HEALY, Paul M.; WAHLEN, James M. *A review of the earnings management literature and its implications for standard setting*. **Accounting Horizons**, v. 13, n. 4, p. 365-383, 1999.

HELLWIG, Martin F. *Bankruptcy, limited liability, and the Modigliani-Miller theorem*. **The American Economic Review**, v. 71, n. 1, p. 155-170, 1981.

HERAWATI, Nurul. *Application of Beneish M-Score models and data mining to detect financial fraud*. **Procedia-Social and Behavioral Sciences**, v. 211, p. 924-930, 2015.

HERRING, Richard J.; VANKUDRE, Prashant. *Growth opportunities and risk-taking by financial intermediaries*. **The Journal of Finance**, v. 42, n. 3, p. 583-599, 1987.

HICKS, John R. *Keynes' theory of employment*. **The Economic Journal**, v. 46, n. 182, p. 238-253, 1936.

HIRST, D. Eric; KOONCE, Lisa. *Audit analytical procedures: A field investigation*. **Contemporary Accounting Research**, v. 13, n. 2, p. 457-486, 1996.

HO, Thomas SY; SAUNDERS, Anthony. *The determinants of bank interest margins: theory and empirical evidence*. **Journal of Financial and Quantitative analysis**, v. 16, n. 4, p. 581-600, 1981.

HOLTHAUSEN, Robert W.; WATTS, Ross L. *The relevance of the value-relevance literature for financial accounting standard setting*. **Journal of Accounting and Economics**, v. 31, n. 1-3, p. 3-75, 2001.

HOMAN, P. T.; CLARK, J. B.; VEBLEN, T.; MARSHALL, A.; HOBSON, J. A.; MITCHELL, W. C. *Contemporary economic thought*. 1928.

HORRIGAN, James O. *The determination of long-term credit standing with financial ratios*. **Journal of Accounting Research**, p. 44-62, 1966.

HOSIOS, Arthur J.; PETERS, Michael. *Repeated insurance contracts with adverse selection and limited commitment*. **The Quarterly Journal of Economics**, v. 104, n. 2, p. 229-253, 1989.

HOSMER, David W.; JOVANOVIC, Borko; STANLEY, Lemeshow. *Best subsets logistic regression*. **Biometrics**, p. 1265-1270, 1989.

HOSMER, David W.; STANLEY, Lemeshow. **Applied Logistic Regression**. Wiley Publishing, 2000.

HOY, Michael. *Categorizing risks in the insurance industry*. **The Quarterly Journal of Economics**, v. 97, n. 2, p. 321-336, 1982.

HRIBAR, Paul; KRAVET, Todd; WILSON, Ryan. *A new measure of accounting quality*. **Review of Accounting Studies**, v. 19, n. 1, p. 506-538, 2014.

HUANG, Yefang; LEUNG, Yee. *Analysing regional industrialisation in Jiangsu province using geographically weighted regression*. **Journal of Geographical Systems**, v. 4, n. 2, p. 233-249, 2002.

HULL, John. *Risk management and financial institutions*,+ Web Site. John Wiley & Sons, 2012.

IBTISSEM, Baklouti; BOURI, Abdelfettah. *Credit risk management in microfinance: The conceptual framework*. **ACRN Journal of Finance and Risk Perspectives**, v. 2, n. 1, p. 9-24, 2013.

JACKSON, Patricia; PERRAUDIN, William. *Regulatory implications of credit risk modelling*. **Journal of Banking & Finance**, v. 24, n. 1-2, p. 1-14, 2000.

JACKSON, Richard HG; WOOD, Anthony. *The performance of insolvency prediction and credit risk models in the UK: A comparative study*. **The British Accounting Review**, v. 45, n. 3, p. 183-202, 2013.

JAFFEE, Dwight M.; RUSSELL, Thomas. *Imperfect information, uncertainty, and credit rationing*. **The Quarterly Journal of Economics**, v. 90, n. 4, p. 651-666, 1976.

JAFFEE, Dwight; STIGLITZ, Joseph. *Credit rationing*. **Handbook of monetary economics**, v. 2, p. 837-888, 1990.

JONES, Jennifer J. *Earnings management during import relief investigations*. **Journal of Accounting Research**, v. 29, n. 2, p. 193-228, 1991.

KANAGARETNAM, Kiridaran; KRISHNAN, Gopal V.; LOBO, Gerald J. *An empirical analysis of auditor independence in the banking industry*. **The Accounting Review**, v. 85, n. 6, p. 2011-2046, 2010.

KAMINSKI, Kathleen A.; WETZEL, T. Sterling; GUAN, Liming. *Can financial ratios detect fraudulent financial reporting?*. **Managerial Auditing Journal**, 2004.

KAPLAN, Robert S.; URWITZ, Gabriel. *Statistical models of bond ratings: A methodological inquiry*. **Journal of Business**, p. 231-261, 1979.

KARA, Ekrem; UGURLU, Mustafa; KÖRPI, Mehmet. *Using Beneish Model in Identifying Accounting Manipulation: An Empirical Study in BIST Manufacturing Industry Sector*. **Journal of Accounting, Finance and Auditing Studies**, v. 1, n. 1, p. 21, 2015.

KEASEY, Kevin; WATSON, Robert. *Non-financial symptoms and the prediction of small company failure: A test of Argenti's hypotheses*. **Journal of Business Finance & Accounting**, v. 14, n. 3, p. 335-354, 1987.

KEASEY, Kevin; MCGUINNESS, Paul. *The failure of UK industrial firms for the period 1976–1984, logistic analysis and entropy measures*. **Journal of Business Finance & Accounting**, v. 17, n. 1, p. 119-135, 1990.

KENNEDY, Peter. **A guide to econometrics**. John Wiley & Sons, 2008.

KINNEY JR, William R.; MCDANIEL, Linda S. *Characteristics of firms correcting previously reported quarterly earnings*. **Journal of Accounting and Economics**, v. 11, n. 1, p. 71-93, 1989.

KIRMANI, Amna; RAO, Akshay R. *No pain, no gain: A critical review of the literature on signaling unobservable product quality*. **Journal of marketing**, v. 64, n. 2, p. 66-79, 2000.

KONO, Hisaki; TAKAHASHI, Kazushi. *Microfinance revolution: Its effects, innovations, and challenges*. **The Developing Economies**, v. 48, n. 1, p. 15-73, 2010.

KUNREUTHER, Howard; PAULY, Mark. *Market equilibrium with private knowledge*. In: **Foundations of Insurance Economics**. Springer, Dordrecht, 1985. p. 424-443.

LEE, Thomas A.; INGRAM, Robert W.; HOWARD, Thomas P. *The difference between earnings and operating cash flow as an indicator of financial reporting fraud*. **Contemporary Accounting Research**, v. 16, n. 4, p. 749-786, 1999.

LEFTWICH, Richard. *Accounting information in private markets: Evidence from private lending agreements*. **Accounting Review**, p. 23-42, 1983.

LEHMANN, Bina. *Is it worth the while? The relevance of qualitative information in credit rating*. **The Relevance of Qualitative Information in Credit Rating**. EFMA, 2003.

LENARD, Mary Jane; ALAM, Pervaiz. *An historical perspective on fraud detection: From bankruptcy models to most effective indicators of fraud in recent incidents*. **Journal of Forensic & Investigative Accounting**, v. 1, n. 1, p. 1-27, 2009.

LEV, Baruch; THIAGARAJAN, S. Ramu. *Fundamental information analysis*. **Journal of Accounting Research**, v. 31, n. 2, p. 190-215, 1993.

LI, Yuhao. *The case analysis of the scandal of Enron*. **International Journal of business and management**, v. 5, n. 10, p. 37, 2010.

LOEBBECKE, James K.; EINING, Martha M.; WILLINGHAM, John J. *Auditors experience with material irregularities-frequency, nature, and detectability*. **Auditing-A Journal of Practice & Theory**, v. 9, n. 1, p. 1-28, 1989.

LOPEZ, Jose A.; SAIDENBERG, Marc R. *Evaluating credit risk models*. **Journal of Banking & Finance**, v. 24, n. 1-2, p. 151-165, 2000.

LUSSIER, Robert N.; PFEIFER, Sanja. *A crossnational prediction model for business success*. **Journal of Small Business Management**, v. 39, n. 3, p. 228-239, 2001.

MACHADO, Camila Araujo. **As informações contábeis relevantes são diferentes para os credores e para os investidores?**. Tese de Doutorado. Universidade de São Paulo – USP. Faculdade de Economia, Administração e Contabilidade. São Paulo, SP, 2017.

MACHADO, Michele Rílany Rodrigues; GARTNER, Ivan Ricardo. *A hipótese de Cressey (1953) e a investigação da ocorrência de fraudes corporativas: uma análise empírica em instituições bancárias brasileiras*. **Revista Contabilidade & Finanças - USP**, v. 29, n. 76, p. 60-81, 2018.

MAHAMA, Muntari. *Detecting corporate fraud and financial distress using the Atman and Beneish models*. **International Journal of Economics, Commerce and Management**, v. 3, n. 1, p. 1-18, 2015.

MÄHLMANN, Thomas. *On the correlation between fraud and default risk*. **Zeitschrift für Betriebswirtschaft**, v. 80, n. 12, p. 1325-1352, 2010.

MÄLKÖNEN, Ville; VESALA, Timo. *The adverse selection problem in imperfectly competitive financial markets*. **Oxford Economic Papers**, v. 65, n. 4, p. 789-806, 2012.

MARASSI, Daria; PEDIRODA, Valetino. *Risk insolvency predictive model maximum expected utility*. **International Journal of Business Performance Management**, 2008, 10.2-3: 174-190.

MARTINEZ, Antônio Lopo. *Gerenciamento de resultados no Brasil: um survey da literatura*. **BBR - Brazilian Business Review**, v. 10, n. 4, p. 1-31, 2013.

MARTINS, Maria Eugênia Graça. *Coefficiente de correlação amostral*. **Revista de Ciência Elementar**, v. 2, n. 2, p. 69, 2014.

MARTINS, Norberto Montani; DE ARAÚJO FERRAZ, Camila. *A expansão do mercado de crédito brasileiro no período 2004-2009: determinantes, condicionantes e sustentabilidade*. **Cadernos do desenvolvimento**, v. 6, n. 9, p. 269-289, 2018.

MARTINS, Orleans Silva; MAZER, Lílian Perobon; LUSTOSA, Paulo Roberto Barbosa; PAULO, Edilson. *Características E Competências Dos Conselhos De Administração De Bancos Brasileiros E Suas Relações Com Seus Desempenhos Financeiros (Features and Powers of Boards of Directors of Brazilian Banks and Their Relationship with Its Financial Performance)*. **Revista Universo Contábil**, v. 8, n. 3, p. 40-61, 2012.

MARTINS, Orleans Silva; VENTURA JÚNIOR, Raul. *Influência da governança corporativa na mitigação de relatórios financeiros fraudulentos*. **Revista Brasileira de Gestão de Negócios**, v. 22, n. 1, p. 65-84, 2020.

MATHER, Paul; PEIRSON, Graham. *Financial covenants in the markets for public and private debt*. **Accounting & Finance**, v. 46, n. 2, p. 285-307, 2006.

MATIAS, Miguel Neves. *A assimetria informacional no financiamento das micro e pequenas empresas*. **Revista da Câmara dos Técnicos Oficiais de Contas**, v. 114, p. 56-60, 2009.

MAVENGERE, Kudakwashe. *Predicting Corporate Bankruptcy and Earnings Manipulation Using the Altman Z-Score and Beneish M Score. The Case of Z Manufacturing Firm in Zimbabwe*. **International Journal of Management Sciences and Business Research**, 2015.

MCLEAY, Stuart; OMAR, Azmi. *The sensitivity of prediction models to the non-normality of bounded and unbounded financial ratios*. **The British Accounting Review**, v. 32, n. 2, p. 213-230, 2000.

MERTON, Robert C. *On the pricing of corporate debt: The risk structure of interest rates*. **The Journal of Finance**, v. 29, n. 2, p. 449-470, 1974.

MERTON, Robert C. *On the pricing of contingent claims and the Modigliani-Miller theorem*. **Journal of Financial Economics**, v. 5, n. 2, p. 241-249, 1977.

MILEO, Rafael; KIMURA, Herbert; KAYO, Eduardo Kazuo. *Análise do Modelo CreditRisk+ em uma amostra de portfólio de crédito*. **Revista Contemporânea de Economia e Gestão**, v. 11, n.1, p. 103-116, 2013.

MILLER, Merton H. *The Modigliani-Miller propositions after thirty years*. **Journal of Economic Perspectives**, v. 2, n. 4, p. 99-120, 1988.

MINNIS, Michael. *The value of financial statement verification in debt financing: Evidence from private US firms*. **Journal of Accounting Research**, v. 49, n. 2, p. 457-506, 2011.

MINUSSI, João Alberto; DAMACENA, Cláudio; NESS JR, Walter Lee. *Um modelo de previsão de solvência utilizando regressão logística*. **Revista de Administração Contemporânea**, v. 6, n. 3, p. 109-128, 2002.

MISHKIN, Frederic Stanley. **Moedas, Bancos e Mercados Financeiros**. Rio de Janeiro: LTC, 2000.

MISHKIN, Frederic Stanley; EAKINS, Stanley G. **Financial Markets and Institutions**. 8th Ed. Pearson, 2015.

MIYAZAKI, Hajime. *The rat race and internal labor markets*. **The Bell Journal of Economics**, p. 394-418, 1977.

MORDUCH, Jonathan; ARMENDARIZ, Beatriz. **The Economics of Microfinance**. MIT Press, 2005.

MORGAN, J. P. Creditmetrics-technical document. **JP Morgan, New York**, 1997.

MOSSMAN, C. E.; BELL, G. G.; SWARTZ, L. M.; TURTLE, H. *An empirical comparison of bankruptcy models*. **Financial Review**, v. 33, n. 2, p. 35-54, 1998.

MURCIA, Fernando Dal-Ri; BORBA, José Alonso; SCHIEHLL, Eduardo. *Relevância dos red flags na avaliação do risco de fraudes nas demonstrações contábeis: a percepção de auditores independentes brasileiros*. **Revista Universo Contábil**, v. 4, n. 1, p. 25-45, 2008.

NIYAMA, Jorge Katsumi; GOMES, Amaro Luiz de Oliveira. **Contabilidade de Instituições Financeiras**. 4ª ed. São Paulo: Atlas, 2012.

NIYAMA, Jorge Katsumi; SILVA, César Augusto Tibúrcio. **Teoria da Contabilidade**. 3ª ed. São Paulo: Atlas. 2013.

OHLSON, James A. *Financial ratios and the probabilistic prediction of bankruptcy*. **Journal of Accounting Research**, p. 109-131, 1980.

OHLSON, James A. *Earnings, book values, and dividends in equity valuation*. **Contemporary Accounting Research**, v. 11, n. 2, p. 661-687, 1995.

OOGHE, H. CAMERLYNCK, J.; BALCAEN, S. *The Ooghe-Joos-De Vos failure prediction models: a cross-industry validation*. **Brussels Economic Review**, v. 46, n. 1, p. 39-70, 2003.

OMAR, N.; KOYA, R. K.; SANUSI, Z. M.; SHAFIE, N. A. *Financial statement fraud: A case examination using Beneish model and ratio analysis*. **International Journal of Trade, Economics and Finance**, v. 5, n. 2, p. 184, 2014.

OREIRO, José Luís da Costa; PAULA, Luís Fernando de; SILVA, Guilherme Jonas Costa da; ONO, Fábio Hideki. *Determinantes macroeconômicos do spread bancário no Brasil: teoria e evidência recente*. **Economia Aplicada**, v. 10, n. 4, p. 609-634, 2006.

OZILI, Peterson K. *Forensic Accounting and Fraud: A Review of Literature and Policy Implications*. **International Journal of Accounting and Economics Studies**, v. 3, n. 1, p. 63-68, 2015.

OZILI, Peterson K. *Advances and issues in fraud research: a commentary*. **Journal of Financial Crime**, 2020.

PAGANO, Marco. *Financial markets and growth: an overview*. **European Economic Review**, v. 37, n. 2-3, p. 613-622, 1993.

PALEPU, Krishna G. *Predicting takeover targets: A methodological and empirical analysis*. **Journal of accounting and economics**, v. 8, n. 1, p. 3-35, 1986.

PALEPU, Krishna. G.; HEALY, P. M.; BERNARD, V. L. **Business valuation and analysis**. 2004.

PALMUTI, Claudio Silva; PICCHIAI, Djair. *Mensuração do risco de crédito através de análise estatística multivariada*. **Revista Economia Ensaios**, v. 26, n. 2, 2012.

PAULO, Edilson. **Manipulação das informações contábeis: uma análise teórica e empírica sobre os modelos operacionais de detecção de gerenciamento de resultados**. Tese de Doutorado. Universidade de São Paulo, SP, Brasil, 2007.

PEEL, Michael J.; PEEL, David A. *Some further empirical evidence on predicting private company failure*. **Accounting and Business Research**, v. 18, n. 69, p. 57-66, 1987.

PEREIRA, Silvia Manuela Rosa. **Manipulação de resultados: aplicação do modelo de Beneish às empresas portuguesas cotadas (2011-2014)**. Dissertação de Mestrado. Universidade de Évora. Évora, Portugal, 2017.

PEROLS, Johan L.; LOUGEE, Barbara A. *The relation between earnings management and financial statement fraud*. **Advances in Accounting**, v. 27, n. 1, p. 39-53, 2011.

PERSONS, Obeua S. *Using financial statement data to identify factors associated with fraudulent financial reporting*. **Journal of Applied Business Research (JABR)**, v. 11, n. 3, p. 38-46, 1995.

PERVAN, Ivica; KUVK, Tamara. *The relative importance of financial ratios and nonfinancial variables in predicting of insolvency*. **Croatian Operational Research Review**, 2013, 4.1: 187-197.

PLATT, Harlan D.; PLATT, Marjorie B. *Development of a class of stable predictive variables: the case of bankruptcy prediction*. **Journal of Business Finance & Accounting**, v. 17, n. 1, p. 31-51, 1990.

PURDA, Lynnette; SKILLICORN, David. *Accounting variables, deception, and a bag of words: Assessing the tools of fraud detection*. **Contemporary Accounting Research**, v. 32, n. 3, p. 1193-1223, 2015.

RADNER, Roy. *Competitive equilibrium under uncertainty*. **Econometrica: Journal of the Econometric Society**, p. 31-58, 1968.

RAMÍREZ-ORELLANA, Alicia; MARTÍNEZ-ROMERO, Maria J.; MARIÑO-GARRIDO, Teresa. *Measuring fraud and earnings management by a case of study: Evidence from an international family business*. **European Journal of Family Business**, v. 7, n. 1-2, p. 41-53, 2017.

RANGAN, Srinivasan. *Earnings management and the performance of seasoned equity offerings*. **Journal of Financial Economics**, v. 50, n. 1, p. 101-122, 1998.

REHM, Florian; RUDOLF, Markus. *KMV Credit Risk Modeling*. In: **Risk Management**. Springer, Berlin, Heidelberg, 2000. p. 141-154.

REMENYI, D.; WILLIAMS, B.; MONEY, A.; SWARTZ, E. **Doing research in business and management: an introduction to process and method**. Sage. 1998.

REPOUSIS, Spyridon. *Using Beneish model to detect corporate financial statement fraud in Greece*. **Journal of Financial Crime**, v. 23, n. 4, p. 1063-1073, 2016.

REZAEI, Zabihollah. *Causes, consequences, and deterrence of financial statement fraud*. **Critical Perspectives on Accounting**, v. 16, n. 3, p. 277-298, 2005.

REZAEI, Zabihollah; RILEY, Richard. *Financial Statement Fraud-Prevention and Detection*, Hoboken, John & Wiley Sons. **Inc., New Jersey**, 2010.

REZENDE, Felipe Fontaine; MONTEZANO, Roberto Marcos da Silva; OLIVEIRA, Fernando Nascimento de; LAMEIRA, Valdir de Jesus. *Previsão de dificuldade financeira em empresas de capital aberto*. **Revista Contabilidade & Finanças**, v. 28, n. 75, p. 390-406, 2017.

RICHARDSON, Alan J. *Quantitative research and the critical accounting project*. **Critical Perspectives on Accounting**, v. 32, p. 67-77, 2015.

ROCKNESS, Howard; ROCKNESS, Joanne. *Legislated ethics: From Enron to Sarbanes-Oxley, the impact on corporate America*. **Journal of Business Ethics**, v. 57, n. 1, p. 31-54, 2005.

ROSS, Stephen A. *Comment on the Modigliani-Miller propositions*. **Journal of Economic Perspectives**, v. 2, n. 4, p. 127-133, 1988.

ROTHSCHILD, Michael; STIGLITZ, Joseph. *Imperfect information*. **The Quarterly Journal of Economics**, v. 90, n. 4, p. 629-649, 1976.

RÜCKESHÄUSER, Nadine. Do we really want blockchain-based accounting? Decentralized consensus as enabler of management override of internal controls. 2017.

SANTANA, C. V. S.; SANTOS, L. P. G. D.; CARVALHO JÚNIOR, C. V. D. O.; MARTINEZ, A. L. *Sentimento do investidor e gerenciamento de resultados no Brasil*. **Revista Contabilidade & Finanças**, n. AHEAD, 2019.

SAUNDERS, Anthony; CORNETT, Marcia Millon. Financial markets and institutions. McGraw-Hill Education, 2011.

SCHIPPER, Katherine. Earnings management. **Accounting horizons**, v. 3, n. 4, p. 91, 1989.

SCHMITT JÚNIOR, Dalton. **Financiamento das pequenas e médias empresas: aspectos do processo de decisão empresarial e o instrumento de capital de risco**. Dissertação de mestrado. Programa de Pós-Graduação em Economia da Faculdade de Ciências Econômicas. Universidade Federal do Rio Grande do Sul – UFRGS. Rio Grande do Sul, Porto Alegre, Brasil, 2002.

SCOTT, James. *The probability of bankruptcy: a comparison of empirical predictions and theoretical models*. **Journal of Banking & Finance**, v. 5, n. 3, p. 317-344, 1981.

SECURATO, José Roberto. *Avaliação do risco da empresa-estudo introdutório*. **Revista Administração em Diálogo-RAD**, v. 4, n. 1, 2002.

SELAU, Lisiane Priscila Roldão; RIBEIRO, José Luís Duarte. *Uma sistemática para construção e escolha de modelos de previsão de risco de crédito*. **Gestão e produção**. São Carlos, SP. Vol. 16, n. 3 (jul./set. 2009), p. 398-413, 2009.

SHARMA, Anuj; PANIGRAHI, Prabin Kumar. *A review of financial accounting fraud detection based on data mining techniques*. **arXiv preprint arXiv:1309.3944**, 2013.

SHEPPARD, Jerry Paul. *Strategy and bankruptcy: An exploration into organizational death*. **Journal of Management**, v. 20, n. 4, p. 795-833, 1994.

SHUMWAY, Tyler. *Forecasting bankruptcy more accurately: A simple hazard model*. **The Journal of Business**, v. 74, n. 1, p. 101-124, 2001.

SILVA, Flávio Guindani de Araújo. **Risco de crédito bancário e informação assimétrica: teoria e evidência**. Dissertação de mestrado. 179f. Programa de Pós-Graduação em Economia da Faculdade de Ciências Econômicas. Universidade Federal do Rio Grande do Sul – UFRGS. Rio Grande do Sul, RS, 2004.

SINGLETON, Tommie W. **Fraud auditing and forensic accounting**. John Wiley & Sons, 2010.

SINKEY, Joseph F.; NASH, Robert C. *Assessing the riskiness and profitability of credit-card banks*. **Journal of Financial Services Research**, v. 7, n. 2, p. 127-150, 1993.

SLOAN, Richard G. *Do stock prices fully reflect information in accruals and cash flows about future earnings?*. **Accounting Review**, p. 289-315, 1996.

SMITH, Adam. **The wealth of nations**. New York: The Modern Library, 1776.

SPATHIS, Charalambos T. *Detecting false financial statements using published data: some evidence from Greece*. **Managerial Auditing Journal**, v. 17, n. 4, p. 179-191, 2002.

SPENCE, Michael; ZECKHAUSER, Richard. *Insurance, information, and individual action*. **In: Uncertainty in Economics**. Academic Press, 1978. p. 333-343.

STANLEY, Brooke W.; SHARMA, Vikram I. *To cheat or not to cheat: How bank debt influences the decision to misreport*. **Journal of Accounting, Auditing & Finance**, v. 26, n. 2, p. 383-414, 2011.

STANLEY, Brooke W. *Financial Statement Misreporting: Does Monitoring Matter?*. **International Review of Accounting, Banking & Finance**, v. 7, n. 1, 2015.

STIGLER, George J. *Imperfections in the capital market*. **Journal of Political Economy**, v. 75, n. 3, p. 287-292, 1967.

STIGLITZ, Joseph E. *A re-examination of the Modigliani-Miller theorem*. **The American Economic Review**, v. 59, n. 5, p. 784-793, 1969.

STIGLITZ, Joseph E. *Monopoly, non-linear pricing and imperfect information: the insurance market*. **The Review of Economic Studies**, v. 44, n. 3, p. 407-430, 1977.

STIGLITZ, Joseph E.; WEISS, Andrew. *Credit rationing in markets with imperfect information*. **The American economic review**, v. 71, n. 3, p. 393-410, 1981.

STIGLITZ, Joseph E. *Credit markets and the control of capital*. **Journal of Money, credit and Banking**, v. 17, n. 2, p. 133-152, 1985.

STIGLITZ, Joseph E.; WEISS, Andrew. *Asymmetric information in credit markets and its implications for macro-economics*. **Oxford Economic Papers**, v. 44, n. 4, p. 694-724, 1992.

STIGLITZ, Joseph E. *The role of the state in financial markets*. **The World Bank Economic Review**, v. 7, n. suppl_1, p. 19-52, 1993.

STIGLITZ, Joseph E.; BOADWAY, Robin W. **Economics and the Canadian economy**. Norton, 1994.

STIGLITZ, Joseph E. *Capital market liberalization, economic growth, and instability*. **World development**, v. 28, n. 6, p. 1075-1086, 2000.

STIGLITZ, Joseph E. *The contributions of the economics of information to twentieth century economics*. **The Quarterly Journal of Economics**, v. 115, n. 4, p. 1441-1478, 2000.

STINE, R. *Spatial temporal models for retail credit*. **In: Proceedings of the Credit Scoring and Credit Control Conference**. 2011.

SU-LIN, P. A. N. G.; YAN-MING, W. A. N. G. *Credit Decision Model and Mechanism with Default Risk Parameter*. **Systems Engineering-Theory & Practice**, v. 28, n. 8, p. 81-88, 2008.

SWANSON, Eric; TYBOUT, James. *Industrial bankruptcy determinants in Argentina*. **Studies in Banking and Finance**, v. 7, n. 1-25, 1988.

SWEENEY, Amy Patricia. *Debt-covenant violations and managers' accounting responses*. **Journal of Accounting and Economics**, v. 17, n. 3, p. 281-308, 1994.

TAVARES, Adilson de Lima. **A eficiência da análise financeira fundamentalista na previsão de variações no valor da empresa**. Tese de Doutorado. Programa de Doutorado Multi-institucional e Inter-Regional de Pós-Graduação em Ciências Contábeis da Universidade de Brasília, Universidade Federal da Paraíba e Universidade Federal do Rio Grande do Norte (UnB / UFPB / UFRN). Brasília, DF, 2010.

TAYLOR, Lance. *Financial deepening in economic development: Edward S. Shaw*, (Oxford University Press, New York, 1973) xii + 260 pp. **Journal of Development Economics**, v. 1, n. 1, p. 81-84, 1974.

THOMAS, Lyn C. **Consumer credit models: pricing, profit and portfolios: pricing, profit and portfolios**. OUP Oxford, 2009.

TREIN, Carina. **Gestão do Risco de crédito e o acordo de Basileia (Rodadas I, II e III)**. Trabalho de conclusão de curso. Especialização em Mercado de Capitais. Universidade Federal do Rio Grande do Sul - UFRGS, Programa de Pós-graduação em Administração. Rio Grande do Sul, RS, 2011.

TRUEMAN, Brett; TITMAN, Sheridan. *An explanation for accounting income smoothing*. **Journal of Accounting Research**, p. 127-139, 1988.

TUCKER, Jon; TUCKER, Dr Jon. *Neural networks versus logistic regression in financial modelling: A methodological comparison*. In: **in Proceedings of the 1996 World First Online Workshop on Soft Computing**, 1996.

VAN GESTEL, Tony; BAESENS, Bart. **Credit Risk Management: Basic concepts: Financial risk components, Rating analysis, models, economic and regulatory capital**. OUP Oxford, 2008.

VAN TASSEL, Eric. *Group lending under asymmetric information*. **Journal of Development Economics**, v. 60, n. 1, p. 3-25, 1999.

VARIAN, Hal R. *Goodness-of-fit in optimizing models*. **Journal of Econometrics**, v. 46, n. 1-2, p. 125-140, 1990.

VASCONCELOS, Lucíola Aor; GONÇALVES, Rodrigo Souza; MEDEIROS, Otávio Ribeiro de. *Contribuição da Análise Financeira Fundamentalista à Concessão de Crédito: Estudo de Caso em uma Instituição Financeira*. **Sociedade, Contabilidade e Gestão**, v. 9, n. 1, 2014.

VASSALOU, Maria; XING, Yuhang. *Default risk in equity returns*. **The Journal of Finance**, v. 59, n. 2, p. 831-868, 2004.

VONA, Leonard W. **Fraud risk assessment: building a fraud audit program**. John Wiley & Sons, 2012.

WALLACE, Neil. *A Modigliani-Miller theorem for open-market operations*. **The American Economic Review**, v. 71, n. 3, p. 267-274, 1981.

WANG, J. H.; LIAO, Y. L.; TSAI, T. M.; HUNG, G. *Technology-based financial frauds in Taiwan: issues and approaches*. In: **2006 IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics**. IEEE, 2006. p. 1120-1124.

WANG, S. *A comprehensive survey of data mining-based accounting-fraud detection research*. In: **2010 International Conference on Intelligent Computation Technology and Automation**. IEEE, 2010. p. 50-53.

WANG, Rui; LIN, Zhangxi; LUO, Hang. *Blockchain, bank credit and SME financing*. **Quality & Quantity**, v. 53, n. 3, p. 1127-1140, 2019.

WARSHAVSKY, Mark. *Analyzing earnings quality as a financial forensic tool*. **Financial Valuation and Litigation Expert Journal**, v. 39, p. 16-20, 2012.

WATTS, Ross L.; ZIMMERMAN, Jerold L. *Towards a positive theory of the determination of accounting standards*. **Accounting Review**, p. 112-134, 1978.

WATTS, Ross L.; ZIMMERMAN, Jerold L. **Positive Accounting Theory**. 1986.

WATTS, Ross L.; ZIMMERMAN, Jerold L. Positive accounting theory: a ten year perspective. **Accounting Review**, p. 131-156, 1990.

WENNER, Mark D. *Group credit: A means to improve information transfer and loan repayment performance*. **The Journal of Development Studies**, v. 32, n. 2, p. 263-281, 1995.

WEST, Jarrod; BHATTACHARYA, Maumita. *Intelligent financial fraud detection: a comprehensive review*. **Computers & Security**, v. 57, p. 47-66, 2016.

WHYMARK, John. *Benchmarking and credit risk management in financial services*. **Benchmarking for Quality Management & Technology**, v. 5, n. 2, p. 126-137, 1998.

WIEDMAN, Christine I. *Instructional case: Detecting earnings manipulation*. **Issues in Accounting Education**, v. 14, n. 1, p. 145-176, 1999.

WILLIAMSON, Oliver E. *Transaction-cost economics: the governance of contractual relations*. **The Journal of Law and Economics**, v. 22, n. 2, p. 233-261, 1979.

WILSON, Thomas C. *Portfolio Credit Risk*. **Economic Policy Review**, vol.4, nº 3, outubro de 1998. Disponível em <http://ssrn.com/abstract=1028756> or <http://dx.doi.org/10.2139/ssrn.1028756>> Acesso em 25/01/2019.

WYSOCKI, Peter. *Corporate compensation policies and audit fees*. **Journal of Accounting and Economics**, v. 49, n. 1-2, p. 155-160, 2010.

YEUNG, Luciana; CARVALHO, Carlos Eduardo; SILVA, Ana Lucia. *A insegurança jurídica também é do devedor: Seleção adversa e custo do crédito no Brasil*. **Direito e Economia**, v. 30, 2012.

YU, Xiaoyun. *Securities fraud and corporate finance: Recent developments*. **Managerial and Decision Economics**, v. 34, n. 7-8, p. 439-450, 2013.

YUE, D.; WU, X.; WANG, Y.; LI, Y.; CHU, C. H. *A review of data mining-based financial fraud detection research*. In: **2007 International Conference on Wireless Communications, Networking and Mobile Computing**. Ieee, 2007. p. 5519-5522.

ZAHRA, Shaker A.; PRIEM, Richard L.; RASHEED, Abdul A. *The antecedents and consequences of top management fraud*. **Journal of Management**, v. 31, n. 6, p. 803-828, 2005.

ZAINUDIN, Emie Famieza; HASHIM, Hafiza Aishah. *Detecting fraudulent financial reporting using financial ratio*. **Journal of Financial Reporting and Accounting**, v. 14, n. 2, p. 266-278, 2016.

ZAMORE, S.; DJAN, K. O.; ALON, I.; HOBDAI, B. *Credit risk research: Review and agenda*. **Emerging Markets Finance and Trade**, v. 54, n. 4, p. 811-835, 2018.

ZAVGREN, Christine. *The prediction of corporate failure: the state of the art*. **Journal of Accounting Literature**, v. 2, n. 1, p. 1-38, 1983.

ZAVGREN, Christine V. *Assessing the vulnerability to failure of American industrial firms: a logistic analysis*. **Journal of Business Finance & Accounting**, v. 12, n. 1, p. 19-45, 1985.

ZELLER, Manfred. *Determinants of repayment performance in credit groups: The role of program design, intragroup risk pooling, and social cohesion*. **Economic Development and Cultural Change**, v. 46, n. 3, p. 599-620, 1998.

ZHOU, J.; HUANG, J.; FRIEDMAN, C. A.; CANGEMI, R.; SANDOW, S. *Private firm default probabilities via statistical learning theory and utility maximization*. Available at SSRN **828964**, 2005.

ZHOU, Xun *et al.* *A state of the art survey of data mining-based fraud detection and credit scoring*. In: **MATEC Web of Conferences**. EDP Sciences, 2018. p. 03002.

ZIEBART, David A.; REITER, Sara A. *Bond ratings, bond yields and financial information*. **Contemporary Accounting Research**, v. 9, n. 1, p. 252-282, 1992.

ZMIJEWSKI, Mark E. *Methodological issues related to the estimation of financial distress prediction models*. **Journal of Accounting Research**, p. 59-82, 1984.

APÊNDICE A: *stepwise* modelo 2

Procedimento	Modelo	AIC
Início: apenas as variáveis de controle	RC ~ End + LI + ML + ROA + RSPL + TS + Região Var. Df Deviance AIC TS 1 434.30 448.30 Região 1 434.64 448.64 <none> 434.29 450.29 ML 1 483.97 497.97 LI 1 493.95 507.95 ROA 1 505.13 519.13 RSPL 1 995.20 1009.20 End 1 2116.73 2130.73	AIC = 450,29
Passo 1: a variável econômica taxa Selic (TS) não foi estatisticamente significativa e, portanto, foi excluída.	RC ~ End + LI + ML + ROA + RSPL + Região Var. Df Deviance AIC Região 1 434.65 446.65 <none> 434.30 448.30 *TS 1 434.29 450.29 ML 1 484.58 496.58 LI 1 494.24 506.24 ROA 1 505.13 517.13 RSPL 1 995.29 1007.29 End 1 2127.96 2139.96	AIC = 448,30
Passo 2: a retirada da variável TS fez com que a variável Região também deixasse de ser estatisticamente significativa, então, esta também foi excluída.	RC ~ End + LI + ML + ROA + RSPL Var. Df Deviance AIC <none> 434.65 446.65 *Região 1 434.30 448.30 *TS 1 434.64 448.64 ML 1 484.65 494.65 LI 1 496.54 506.54 ROA 1 505.50 515.50 RSPL 1 996.36 1006.36 End 1 2149.17 2159.17	AIC = 446,65
Passo 3: houve a inclusão da variável risco de fraude (MB), mas não foi estatisticamente significativa e nem melhorou o ajuste do modelo.	RC ~ End + LI + ML + ROA + RSPL + MB Var. Df Deviance AIC <none> 434.65 446.65 *Região 1 434.30 448.30 *MB 1 434.44 448.44 *TS 1 434.64 448.64 ML 1 484.65 494.65 LI 1 496.54 506.54 ROA 1 505.50 515.50 RSPL 1 996.36 1006.36 End 1 2149.17 2159.17	AIC = 446,65
Passo 4: houve a inclusão da variável risco de fraude (MO), mas não foi estatisticamente significativa e também não melhorou o ajuste do modelo.	RC ~ End + LI + ML + ROA + RSPL + MO Var. Df Deviance AIC <none> 434.65 446.65 *Região 1 434.30 448.30 *MO 1 434.57 448.57 *TS 1 434.64 448.64 ML 1 484.65 494.65 LI 1 496.54 506.54 ROA 1 505.50 515.50	AIC = 446,65

	RSPL	1	996.36	1006.36	
	End	1	2149.17	2159.17	

APÊNDICE B: *output* da regressão logística para o modelo 2

```

Call:
glm(formula = RC ~ End + LI + ML + ROA + RSPL, family = binomial(link = "logit"),
    data = B2)

Deviance Residuals:
    Min       1Q   Median       3Q      Max
-2.61897  -0.04950  -0.01832  -0.00461   3.06848

Coefficients:
            Estimate Std. Error z value Pr(>|z|)
(Intercept) -11.65952    0.71498  -16.308 < 2e-16 ***
End          10.22827    0.64861   15.770 < 2e-16 ***
LI          -26.82494    3.93525   -6.817 9.32e-12 ***
ML           -0.12975    0.03686   -3.521 0.000431 ***
ROA         -19.60912    1.91672  -10.231 < 2e-16 ***
RSPL        -8.14672    0.66101  -12.325 < 2e-16 ***
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

(Dispersion parameter for binomial family taken to be 1)

    Null deviance: 3173.63  on 4419  degrees of freedom
Residual deviance:  434.65  on 4414  degrees of freedom
AIC: 446.65

Number of Fisher Scoring iterations: 11

Call:
logitor(formula = RC ~ End + LI + ML + ROA + RSPL, data = B2)

Odds Ratio:
      OddsRatio Std. Err.      z      P>|z|
End  2.7675e+04 1.7950e+04  15.7696 < 2.2e-16 ***
LI   2.2391e-12 8.8114e-12  -6.8166 9.323e-12 ***
ML   8.7831e-01 3.2371e-02  -3.5205 0.0004307 ***
ROA  3.0470e-09 5.8402e-09 -10.2305 < 2.2e-16 ***
RSPL 2.8969e-04 1.9149e-04 -12.3246 < 2.2e-16 ***
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Resultados
=====
                        Dependent variable:
                        -----
                                RC
-----
End                               10.228***
                                (0.649)

LI                                -26.825***
                                (3.935)

ML                                 -0.130***
                                (0.037)

ROA                               -19.609***
                                (1.917)

RSPL                              -8.147***
                                (0.661)

Constant                          -11.660***
                                (0.715)

-----
Observations                       4,420
Log Likelihood                     -217.326
Akaike Inf. Crit.                   446.651
=====
Note:                               *p<0.1; **p<0.05; ***p<0.01

```

Goldfeld-Quandt test

data: *logit_B2*

GQ = 1.1, df1 = 2204, df2 = 2204, p-value = 0.08

Alternative hypothesis: variance increases from segment 1 to 2

APÊNDICE C: *stepwise* modelo 3

Procedimento	Modelo	AIC
Início: apenas as variáveis de controle.	RC ~ End + LI + ML + ROA + RSPL + TS + Região Var. Df Deviance AIC Região 1 298.42 312.42 <none> 298.39 314.39 TS 1 305.46 319.46 ROA 1 311.36 325.36 LI 1 335.41 349.41 ML 1 354.07 368.07 RSPL 1 796.24 810.24 End 1 1905.57 1919.57	AIC=314,39
Passo 1: a variável região não foi significativa e, portanto, foi excluída. A sua retirada não fez com que outras variáveis deixassem ter significância estatística.	RC ~ End + LI + ML + ROA + RSPL + TS Var. Df Deviance AIC <none> 298.42 312.42 *Região 1 298.39 314.39 TS 1 305.46 317.46 ROA 1 311.37 323.37 LI 1 335.98 347.98 ML 1 354.36 366.36 RSPL 1 796.28 808.28 End 1 1928.76 1940.76	AIC=312,42
Passo 2: houve a inclusão da variável risco de fraude (MO), sendo que não melhorou o ajuste do modelo, nem apresentou significância estatística e, portanto, também foi retirada.	RC ~ End + LI + ML + ROA + RSPL + TS + MO Var. Df Deviance AIC <none> 298.42 312.42 *MO 1 298.24 314.24 *Região 1 298.39 314.39 TS 1 305.46 317.46 ROA 1 311.37 323.37 LI 1 335.98 347.98 ML 1 354.36 366.36 RSPL 1 796.28 808.28 End 1 1928.76 1940.76	AIC=312,42
Passo 3: Incluiu-se a variável de risco de fraude (MB), sendo que não melhorou o ajuste do modelo, nem apresentou significância estatística e, portanto, também foi retirada.	RC ~ End + LI + ML + ROA + RSPL + TS + MB Var. Df Deviance AIC <none> 298.42 312.42 *MB 1 296.50 312.50 *Região 1 298.39 314.39 TS 1 305.46 317.46 ROA 1 311.37 323.37 LI 1 335.98 347.98 ML 1 354.36 366.36 RSPL 1 796.28 808.28 End 1 1928.76 1940.76	AIC=312,42

Vif [1] 1.270957

Goldfeld-Quandt test

data: *logit_B3*

GQ = 1, df1 = 2203, df2 = 2203, p-value = 0.5

Alternative hypothesis: variance increases from segment 1 to 2

APÊNDICE E: *stepwise* modelo 4

Procedimento	Modelo	AIC
Início: apenas as variáveis de controle.	RC ~ End + LI + ML + ROA + RSPL + TS + Região Var. Df Deviance AIC TS 1 434.30 448.30 Região 1 434.64 448.64 <none> 434.29 450.29 ML 1 483.97 497.97 LI 1 493.95 507.95 ROA 1 505.13 519.13 RSPL 1 995.20 1009.20 End 1 2116.73 2130.73	AIC=450,29
Passo 1: a variável econômica taxa Selic (TS) não foi estatisticamente significativa e, portanto, foi excluída.	RC ~ End + LI + ML + ROA + RSPL + Região Var. Df Deviance AIC Região 1 434.65 446.65 <none> 434.30 448.30 *TS 1 434.29 450.29 ML 1 484.58 496.58 LI 1 494.24 506.24 ROA 1 505.13 517.13 RSPL 1 995.29 1007.29 End 1 2127.96 2139.96	AIC=448,30
Passo 2: a retirada da variável TS fez com que a variável Região também deixasse de ser estatisticamente significativa, então, esta também foi excluída.	RC ~ End + LI + ML + ROA + RSPL Var. Df Deviance AIC <none> 434.65 446.65 *Região 1 434.30 448.30 *TS 1 434.64 448.64 ML 1 484.65 494.65 LI 1 496.54 506.54 ROA 1 505.50 515.50 RSPL 1 996.36 1006.36 End 1 2149.17 2159.17	AIC=446,65
Passo 3: houve a inclusão da variável risco de fraude (MB), mas não foi estatisticamente significativa e nem melhorou o ajuste do modelo.	RC ~ End + LI + ML + ROA + RSPL + MO Var. Df Deviance AIC <none> 434.65 446.65 *Região 1 434.30 448.30 *MO 1 434.57 448.57 *TS 1 434.64 448.64 ML 1 484.65 494.65 LI 1 496.54 506.54 ROA 1 505.50 515.50 RSPL 1 996.36 1006.36 End 1 2149.17 2159.17	AIC=446,65
Passo 4: houve a inclusão da variável risco de fraude (MO), mas não foi estatisticamente significativa e também não melhorou o ajuste do modelo.	RC ~ End + LI + ML + ROA + RSPL + MB Var. Df Deviance AIC <none> 434.65 446.65 *MB 1 433.95 447.95 *Região 1 434.30 448.30 *TS 1 434.64 448.64 ML 1 484.65 494.65 LI 1 496.54 506.54 ROA 1 505.50 515.50 RSPL 1 996.36 1006.36 End 1 2149.17 2159.17	AIC=446,65

Vif [1] 1.26467

Goldfeld-Quandt test

data: *logit_B4*

GQ = 1.1, df1 = 2204, df2 = 2204, p-value = 0.08

Alternative hypothesis: variance increases from segment 1 to 2