

UFG – UNIVERSIDADE FEDERAL DE GOIÁS
FACULDADE DE ADMINISTRAÇÃO, CIÊNCIAS CONTÁBEIS E CIÊNCIAS
ECONÔMICAS – FACE
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM CIÊNCIAS CONTÁBEIS – PPGCC

MONIZE RAMOS DO NASCIMENTO

CONTRIBUIÇÕES DE *RED FLAGS* PARA DETECÇÃO DE FRAUDES
CORPORATIVAS

GOIÂNIA
2020

**TERMO DE CIÊNCIA E DE AUTORIZAÇÃO PARA DISPONIBILIZAR
VERSÕES ELETRÔNICAS DE TESES E DISSERTAÇÕES
NA BIBLIOTECA DIGITAL DA UFV**

Na qualidade de titular dos direitos de autor, autorizo a Universidade Federal de Goiás (UFV) a disponibilizar, gratuitamente, por meio da Biblioteca Digital de Teses e Dissertações (BDTD/UFV), regulamentada pela Resolução CEPEC nº 832/2007, sem ressarcimento dos direitos autorais, de acordo com a Lei nº 9610/98, o documento conforme permissões assinaladas abaixo, para fins de leitura, impressão e/ou *download*, a título de divulgação da produção científica brasileira, a partir desta data.

1. Identificação do material bibliográfico: Dissertação Tese

2. Identificação da Tese ou Dissertação:

Nome completo do autor: Monize Ramos do Nascimento

Título do trabalho: Contribuições de *Red Flags* para Detecção de Fraudes Corporativas

3. Informações de acesso ao documento:

Concorda com a liberação total do documento SIM NÃO¹

Havendo concordância com a disponibilização eletrônica, torna-se imprescindível o envio do(s) arquivo(s) em formato digital PDF da tese ou dissertação.

Monize Ramos do Nascimento
Assinatura do(a) autor(a)²

Ciente e de acordo:

Marcelo Renato Pinheiro Azevedo
Assinatura do(a) orientador(a)²

Data: 15 / 01 / 2020

¹ Neste caso o documento será embargado por até um ano a partir da data de defesa. A extensão deste prazo suscita justificativa junto à coordenação do curso. Os dados do documento não serão disponibilizados durante o período de embargo.

Casos de embargo:

- Solicitação de registro de patente;
- Submissão de artigo em revista científica;
- Publicação como capítulo de livro;
- Publicação da dissertação/tese em livro.

² A assinatura deve ser escaneada.

**TERMO DE CIÊNCIA E DE AUTORIZAÇÃO PARA DISPONIBILIZAR
VERSÕES ELETRÔNICAS DE TESES E DISSERTAÇÕES
NA BIBLIOTECA DIGITAL DA UFG**

Na qualidade de titular dos direitos de autor, autorizo a Universidade Federal de Goiás (UFG) a disponibilizar, gratuitamente, por meio da Biblioteca Digital de Teses e Dissertações (BDTD/UFG), regulamentada pela Resolução CEPEC nº 832/2007, sem ressarcimento dos direitos autorais, de acordo com a Lei nº 9610/98, o documento conforme permissões assinaladas abaixo, para fins de leitura, impressão e/ou download, a título de divulgação da produção científica brasileira, a partir desta data.

O conteúdo das Teses e Dissertações disponibilizado na BDTD/UFG é de responsabilidade exclusiva do autor. Ao encaminhar o produto final, o(a) autor(a) e o(a) orientador(a) firmam o compromisso de que o trabalho não contém nenhuma violação de quaisquer direitos autorais ou outro direito de terceiros.

1. Identificação do material bibliográfico: Dissertação Tese

2. Identificação da Tese ou Dissertação:

Nome completo do(a) autor(a): Monize Ramos do Nascimento

Título do trabalho: Contribuições de *Red Flags* para Detecção de Fraudes Corporativas

3. Informações de acesso ao documento:

Concorda com a liberação total do documento SIM NÃO¹

Independente da concordância com a disponibilização eletrônica, é imprescindível o envio do(s) arquivo(s) em formato digital PDF da tese ou dissertação.

Monize Ramos do Nascimento
Assinatura do(a) autor(a)²

Ciente e de acordo:

Mario Ernesto Pinaya Diaz
Assinatura do(a) orientador(a)²

Data: 29 / 06 / 2020

¹ Neste caso o documento será embargado por até um ano a partir da data de defesa. Após esse período, a possível disponibilização ocorrerá apenas mediante: a) consulta ao(à) autor(a) e ao(à) orientador(a); b) novo Termo de Ciência e de Autorização (TECA) assinado e inserido no arquivo da tese ou dissertação. O documento não será disponibilizado durante o período de embargo.

Casos de embargo:

- Solicitação de registro de patente;
- Submissão de artigo em revista científica;
- Publicação como capítulo de livro;
- Publicação da dissertação/tese em livro.

² As assinaturas devem ser originais sendo assinadas no próprio documento. Imagens coladas não serão aceitas.

MONIZE RAMOS DO NASCIMENTO

**CONTRIBUIÇÕES DE *RED FLAGS* PARA DETECÇÃO DE FRAUDES
CORPORATIVAS**

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Ciências Contábeis da Universidade Federal de Goiás (PPGCC/UFG), como requisito parcial à obtenção do título de Mestre em Ciências Contábeis.

Linha de Pesquisa: Contabilidade Financeira

Orientador: Prof. Dr. Mario Piscoya Díaz

Coorientador: Prof. Dr. Ilírio José Rech

**GOIÂNIA
2020**

Ficha de identificação da obra elaborada pelo autor, através do Programa de Geração Automática do Sistema de Bibliotecas da UFG.

Nascimento, Monize Ramos do
Contribuições de Red Flags para Detecção de Fraudes Corporativas
[manuscrito] / Monize Ramos do Nascimento. - 2020.
69 f.: il.

Orientador: Prof. Dr. Mário Ernesto Piscocya Diaz.
Dissertação (Mestrado) - Universidade Federal de Goiás,
Faculdade de Administração, Ciências Contábeis e Ciências
Econômicas (FACE), Programa de Pós-Graduação em Ciências
Contábeis, Goiânia, 2020.

Bibliografia. Anexos. Apêndice.
Inclui siglas, gráfico, tabelas, lista de figuras, lista de tabelas.

1. Fraudes Corporativas. 2. Red Flags. 3. Prevenção. I. Diaz, Mário
Ernesto Piscocya, orient. II. Título.

CDU 657



ATA DE DEFESA PÚBLICA DA DISSERTAÇÃO

Aos 15 dias do mês de janeiro de 2020, no horário de 08 horas às 09:30 horas, foi realizada, em sessão pública no Miniauditório da FACE, a defesa da dissertação *Contribuições de Red Flags para detecção de Fraudes Corporativas*, de autoria da discente Monize Ramos do Nascimento, do Programa de Pós-Graduação em Ciências Contábeis – PPGCONT da Universidade Federal de Goiás. A Comissão Examinadora, constituída pelo Professor Mario Ernesto Piscocya Díaz, da Universidade Federal de Goiás (UFG) PPGCONT - Membro Interno/Orientador, Professor Ilírio José Rech da Universidade Federal de Goiás (UFG) PPGCONT - Membro Interno/Examinador, Professor Dr. Fernando Dal-Ri Murcia, da Universidade de São Paulo (FEA/USP) Membro Externo/Examinador e pelo professor Gabriel Pereira Pundrich da *Università Commerciale Luigi Bocconi* - Membro Externo/Examinador emitiu o seguinte parecer/recomendações:

Resultado Final:

Aprovada

Reprovada

Recomendações:

Incorporar as sugestões da Banca, em relação com o trabalho.

Eu, Mario Ernesto Piscocya Díaz, orientador da discente, lavrei a presente Ata, que segue assinada por mim e pelos demais membros da Comissão Examinadora.

Prof. Dr. Mario Ernesto Piscocya Díaz (Orientador/Presidente/PPGCONT/UFG)

Prof. Dr. Ilírio José Rech (Examinador Interno/PPGCONT/UFG)

Prof. Dr. Fernando Dal-Ri Murcia (Examinador Externo/FEA/USP)

Prof. Dr. Gabriel Pereira Pundrich (Examinador Externo/*Università Commerciale Luigi Bocconi*)

Goiânia, 15/01/2020.

DEDICATÓRIA

*Aos meus pais, que renunciaram aos seus sonhos
para que eu pudesse viver os meus.*

AGRADECIMENTOS

Dois anos, vinte e quatro meses, setecentos e trinta dias, esse é o período em que me dediquei a realizar o mestrado. Junto a mim, várias pessoas se dedicaram juntas, por isso, esse trabalho não é meu, mas é de todos que estiveram ao meu lado nessa caminhada.

Por isso, agradeço a minha mãe, Joana Darc, por ter sido meu maior apoio em todo esse período. Agradeço as palavras de carinho, a parceria no dia a dia. Agradeço ainda, por ter me ensinando desde muito cedo, a ser disciplina e a não desistir dos meus sonhos. Ao lado do meu pai, que mesmo sem saber ao certo, o que se trata um mestrado, por nunca ter tido oportunidade, falava com orgulho sobre mim.

A minha sobrinha Elisa, que ainda tão pequena, mas que foi capaz de me ajudar tanto. Bastava ver aquela carinha, falando “vem brincar comigo, titia!!”, que já nem me lembrava da base de dados que estava dando errado. Você não faz ideia, do bem que fez (e faz) para sua tia. Essa dissertação também é sua.

Aos amigos Ana Lucia, Andressa, Cecília, Ednei, Ingrid, Pollyana, Tatiana, Thayrone. Aos meus amigos de turma, Aline e Caio, obrigada pelos dramas e memes compartilhados. Agradeço também ao meu diretor e professor Moisés Ferreira da Cunha.

Aos meus orientadores Prof. Ilírio José Rech e Prof. Mário Ernesto Piscoya. Obrigada por me ajudarem durante todo esse tempo, sem o conhecimento dos senhores, nada disso seria construído. Ao Prof. Ilírio, agradeço especialmente por ter sido tão atencioso, com a Monize humana, onde dedicou o seu tempo a simplesmente me acalmar e falar que iria dar certo. Agradeço ainda a todos os professores do PPGCC.

RESUMO

Pesquisas demonstraram a importância de *red flags* a partir da teoria de risco de fraude, desenvolvida por Cressey (1953). Apesar de apresentarem falsos positivos, eles são capazes de identificar uma situação fraudulenta ainda em estágio inicial. No entanto, a análise do uso de indicadores advindos das demonstrações financeiras ainda não recebeu a devida atenção da pesquisa científica, dado o seu grau de relevância. Dessa forma, são oportunas pesquisas que explorem empiricamente a capacidade de um conjunto de *red flags* contribuir para identificar indícios de fraude. Nesse sentido, o objetivo da presente pesquisa é investigar as contribuições dos *red flags* obtidos de relatórios financeiros na detecção de fraudes corporativas. Para o alcance do objetivo proposto, foram selecionadas as companhias não financeiras, abertas, com ações negociadas na bolsa de valores brasileira, denominada B3 (Brasil Bolsa Balcão), totalizando 277 empresas. Para construção da base de dados usados nas variáveis analisadas foram consideradas as informações presentes nas notas explicativas das empresas, na base *Thomson Reuters*®, no site da Comissão de Valores Monetários (CVM) e da Polícia Federal. Para a seleção das empresas, foram considerado os anos entre 2008 e 2018. Já para a seleção das variáveis, o período foi de 2006 a 2018, possibilitando coletar dados antes do acontecimento da fraude. O método escolhido foi Regressão Logística para dados em painel. Foram selecionados indicadores identificados na literatura com potencial para identificar indícios de fraudes. As variáveis coletadas foram: firma de auditoria, endividamento, aumento de estoque, rentabilidade e perdas operacionais. Os resultados confirmaram a associação positiva entre o tamanho dos passivos e risco de fraude. Para os demais *red flags* abordados não foram encontradas significâncias estatísticas que sugerissem possíveis contribuições. Os achados da pesquisa contribuem na discussão da temática a respeito da prevenção de fraudes corporativas.

Palavras-chave: Fraudes corporativas, *Red Flags* e Prevenção.

ABSTRACT

Research has shown the importance of corporate fraud risk red flags from Cressey's (1953) fraud risk theory. Despite presenting false positives, they can identify a fraudulent situation at an early stage. However, the analysis of the use of financial indicators from financial statements has not yet received due attention from scientific research due to their degree of relevance. Thus, there is timely research that has empirically explored the ability of a set of red flags to help identify signs of fraud. In this sense, the objective of this research is to investigate the contributions of red flags obtained from financial reports in the detection of corporate fraud. In order to achieve the proposed objective, non-financial publicly traded companies with shares traded on the Brazilian stock exchange, called B3 (Brasil Bolsa Balcão), were selected, totaling 277 companies. To construct the database used in the variables analyzed, the information present in the companies' explanatory notes, in the Thomson Reuters® database, on the website of the Commission of Monetary Values (CVM) and the Federal Police, was considered. For the selection of companies, the years between 2008 and 2018 were considered. For the selection of variables, the period was from 2006 to 2018, allowing data to be collected before the fraud occurred. The method chosen was Logistic Regression for panel data. Indicators identified in the literature with potential to identify evidence of fraud were selected. The variables collected were audit firm, debt, inventory increase, profitability and operating losses. The results confirmed the positive association between liability size and fraud risk. For the other red flags addressed, no statistical significance was found to suggest possible contributions. The findings of the research contribute to the discussion of the theme regarding the prevention of corporate fraud.

Keywords: Corporate Fraud, Red Flags and Prevention.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 - Estrutura da Dissertação – síntese	18
Figura 2 - Árvore de Fraude	22
Figura 3 - Esquema de Corrupção Odebrecht	23
Figura 4 - Descrição das variáveis independentes - Literatura Red Flags.....	35
Figura 5 -. Endividamento médio para empresas fraudulentas e não fraudulentas	44
Figura 6 - Estoque médio para empresas fraudulentas e não fraudulentas.....	46
Figura 7 - Passivo médio para empresas fraudulentas e não fraudulentas	48

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 - Estatísticas descritivas - comportamento do endividamento das empresas, segundo a ocorrência de fraude, entre os anos de 2006-2018	43
Tabela 2- Estatísticas Descritivas – comportamento dos estoques das empresas, segundo a ocorrência de fraude, entre os anos de 2006-2018	45
Tabela 3 - Estatísticas descritivas – comportamento dos passivos totais das empresas, segundo a ocorrência de fraude, entre os anos de 2006-2018.....	47
Tabela 4 - Estatísticas Descritivas para variável que representa o tipo de firma de auditoria, segundo a ocorrência de fraude, entre os anos de 2006 a 2018.....	49
Tabela 5- Estatísticas Descritivas – comportamento da variável rentabilidade, segundo a ocorrência de fraude, entre os anos de 2006 a 2018.....	50
Tabela 6- Estatísticas Descritivas - comportamento das perdas operacionais das empresas, segundo a ocorrência de fraude, entre os anos de 2006-2018	52
Tabela 7- Estatística Descritiva por setor	53
Tabela 8 -Coeficientes estimados para um modelo de regressão logística longitudinal de intercepto aleatório que relaciona as fraudes corporativas com diversas características entre os anos de 2006 a 2018	54

LISTA DE SIGLAS

ACFE	<i>Association of Certified Fraud Examiners</i>
B3	Brasil Bolsa Balcão
CEO	<i>Chief Executive Office</i>
CFO	<i>Chief Financial Officer</i>
CMV	Comissão de Valores Monetários
CONSOB	<i>Commissione Nazionale per le Società e la Borsa</i>
EUA	Estados Unidos da América
EY	Ernest Young
PAS	Processo Administrativo Disciplinar
PF	Polícia Federal
PwC	<i>PricewaterhouseCoopers</i>
SOX	Lei Sarbannes-Oxley

SUMÁRIO

1 INTRODUÇÃO	13
1.1 Contextualização	13
1.3 Objetivo	16
1.3.1 Objetivo Geral	16
1.3.2 Objetivos Específicos	16
1.4 Justificativa	16
1.5 Organização do Trabalho	18
2 REVISÃO TEÓRICA	19
2.1 Definições e fatores motivadores de Fraudes Corporativas	19
2.2 Categorias de Fraudes Corporativas	22
2.2.1 Corrupção	24
2.2.2 Demonstrações Financeiras Fraudulentas	25
2.3 Red Flags Indicadores de Risco de Fraude	26
2.3.1 <i>Red flags</i> associados a fatores comportamentais, morais e éticos.....	29
2.3.2 Questões estruturais e de governança corporativa como <i>Red flags</i> de fraude	30
2.3.3 <i>Red flags</i> de fraude baseados em fatores econômico-financeiro.....	31
3 METODOLOGIA	33
3.1 Seleção da Amostra e Coleta de Dados	33
3.2 Seleção das variáveis dependente e independentes	34
3.3 Procedimentos Econométricos	35
3.3.1 Indicadores Descritivos	36
3.3.2 Modelo Estatístico.....	37
4 ANÁLISE DOS RESULTADOS	42
4.1 Análise Descritiva	42
4.1.1 Estatística Descritiva para Variáveis Contínuas.....	42
4.1.2 Estatísticas Descritivas para Variáveis Categóricas.....	49
4.2 Análise dos Coeficientes Estimados e Discussão	53
5 CONCLUSÃO	58
REFERÊNCIAS	61
APÊNDICE	68

1 INTRODUÇÃO

1.1 Contextualização

Os relatórios financeiros divulgados pelas empresas são elaborados para apresentar informações sobre a posição financeira, o desempenho operacional e os fluxos de caixa. A razão para isso é que, investidores, credores, instituições governamentais e demais usuários tomam decisões sobre o desenvolvimento da empresa com base nas informações previstas nas demonstrações financeiras (Kanapickienė & Grundienė, 2015).

A utilidade dessa informação é aumentada quando ela é livre de vieses e capaz de representar com fidedignidade a situação econômica e financeira das entidades. No entanto, escândalos contábeis recorrentes deixam exposta a fragilidade de tais relatórios e a necessidade de aumentar o controle e vigilância para não macular a confiança dos usuários nas informações contábeis. Tome-se como exemplo os acontecimentos na virada do século XXI, onde empresas como Enron, Banco Panamericano, Parmalat, Tyco, Xerox e WorldCom, que apresentavam uma posição financeira equilibrada, além de um bom desempenho, segundo seus relatórios, entraram em colapsos trazendo à tona escândalos de fraudes corporativas.

As fraudes corporativas se referem principalmente ao uso indevido da contabilidade, à espionagem empresarial, à manipulação de informações, às compras para benefício pessoal, aos pagamentos de propinas e ao roubo de ativos (Wells, 2008). Presentes nos mais diversos contextos, não se relacionam com regimes políticos, período específico da história, forma de organização, tipo de entidade ou sistema econômico (Pinto, 2011).

De acordo com a *Association of Certified Fraud Examiners* (ACFE), as fraudes podem ser classificadas em três grupos: apropriação indébita de ativos, demonstrações financeiras fraudulentas e corrupção (ACFE, 1966). Segundo pesquisa da ACFE (2018) com dados de 125 países, as apropriações indébitas de ativos são o grupo de fraudes mais comuns, ocorrendo em 89% dos casos. No entanto, elas também são as menos onerosas, causando perda média de 114 milhões de dólares. Seguidos pelos esquemas de corrupção que representam 38% dos casos e resultaram em uma perda média para as organizações de 250 milhões de dólares. A forma menos comum e mais onerosa é a fraude nas demonstrações financeiras, que ocorre em 10% dos casos e causa uma perda média de 800 milhões de dólares (ACFE, 2018).

Todo esse prejuízo acaba levando empresas ao desaparecimento, ceifando empregos e gerando impactos negativos sobre a comunidade, já que possui um efeito cascata que influencia a prosperidade de clientes, fornecedores, investidores, funcionários e a sociedade (ACFE, 2010; Auerbach, 2014; Bower & Gilson, 2003; Hung & Cheng, 2018). Estima-se que 75% dos casos

de fraudes corporativas nunca sejam descobertos e, mesmo nos casos revelados, o dinheiro envolvido geralmente desaparece e não pode ser recuperado (Hegazy; Kassem, 2010; Coenen, 2008; Sandhu, 2016). Além dos prejuízos causados, os escândalos financeiros prejudicam a qualidade das informações e geram desconfiança em investidores, credores e clientes (Hung & Cheng, 2018, Munawer, Yahya, & Siti-Nabiha, 2012). Empresas e governos reconhecem que as fraudes representam um obstáculo à capacidade de competir em cenário globalizado e adotam mecanismos para prevenir/detectar a situação fraudulenta precocemente (PwC, 2018).

Pesquisa realizada pela PwC em 2018, revelou que metade das empresas, no Brasil e no mundo, sofreram algum tipo de crime ou fraude nos últimos anos, representando o maior índice desde a primeira edição da pesquisa, em 2001. Dos entrevistados, 49% disseram que suas empresas foram vítimas de fraudes e crimes econômicos, um aumento em relação aos 36% de 2016. Na América Latina, a alta também foi acentuada, de 28% para 53%. No Brasil, o percentual passou de 12% para 50%.

A dificuldade em lidar com a fraude é identificá-la logo após sua ocorrência. Por ser muitas vezes realizada com a participação dos gestores, ela é escondida dos auditores, investidores e outras partes interessadas. Geralmente só é descoberta por acaso ou quando a empresa enfrenta dificuldades financeiras, o que pode resultar em aquisição ou insolvência (Koornhof & D. du Plessis, 2000). É nesse aspecto que surge a importância de gerenciar o risco de fraude usando sinais de avisos antecipados, que podem ser denominados de *red flags*.

Red flags são indicadores de risco, que funcionam como alertas para possíveis comportamentos fraudulentos. Eles mostram que algo irregular pode estar acontecendo (Baader & Krcmar, 2018; Gullkvist & Jokipii, 2013). Por isso é necessário considerar que tais indicadores nem sempre são provas de fraudes, porque pode haver algum tipo de explicação para o surgimento dos mesmos (Albrecht, Albrecht & Albrecht, 2012).

A partir da teoria de risco de fraude, desenvolvida por Cressey (1953) muitos *red flags* foram construídos. Conhecida como Triângulo de Fraude, a teoria atribuiu três características comuns as ações fraudulentas: oportunidade, pressão/motivação e racionalização. Mais tarde, Wolfe e Hermanson (2004) fizeram uma extensão a versão de Cressey, adicionando o quarto fator de risco de fraude, que seria a “capacidade”. Existe ainda uma outra versão, conhecida como Pentágono de Fraude, que adiciona ao modelo de Cressey duas novas características: arrogância e competência (Crowe, 2011).

Alguns autores (Baader & Krcmar, 2018; Brazel, Jones, Thayer, & Warne, 2015; Dal Magro & Cunha, 2017; Dichev, Graham, Harvey, & Rajgopal, 2016; Gullkvist & Jokipii, 2013; Moyes, Young, & Din, 2013; Murcia, 2007; Tim Loughran; Bill McDonald, 2006; Botitz &

Timoshenko, 2014) , demonstraram que apesar do risco de indicar falsos positivos, os *red flags* são capazes de identificar uma situação fraudulenta ainda em estágio inicial.

Na literatura sobre *red flags* predomina as discussões a respeito de questões comportamentais, morais e éticas (Albrecht et al., 1980; Coenen, 2008; Crowe, 2011; Hackenbrack, 1993; K Yusof, A.H, & Simon, 2015; Romney, Albrecht & Cherrington, 1980; Sandhu, 2016; Vance, 1983) e aspectos estruturais e de governança corporativa (Apostolou e Hassell,1993; Dharan e Bufkins, 2008; Lim, Lim Xiu Yun, Liu e Jiang, 2012). No entanto observa-se que os *red flags* baseados em indicadores obtidos das demonstrações financeiras ainda não foram objeto de discussões mais amplas. Autores como Kaplan e Reckers (1995), Robertson (1997), Dichev et al., (2016), entre outros, apontam indicadores passíveis de utilização, de forma isolada. No entanto não foi identificada a análise de um conjunto de *red flags* úteis na previsão de situações fraudulentas que tenham por origem as demonstrações financeiras.

Robertson (1997) por exemplo, aponta que quando ocorrem pressões situacionais, como quedas repentinas de receita ou participação de mercado, ou pressões orçamentárias irrealistas, o risco de fraude nas demonstrações financeiras aumenta significativamente. Kaplan e Reckers (1995) sugerem que mudanças no estilo de vida da administração, programas de compensação de bônus e fraquezas no departamento de auditoria interna podem ser indicadores de fraude nas demonstrações contábeis. Dichev et al., (2016) apontam como possíveis indicadores de fraudes a alta rotatividade de executivos, grande volatilidade no lucro, mudanças frequentes em políticas contábeis.

Medrado (2016) sugeriu que perdas operacionais, aumento do endividamento das empresas, crescimento das receitas operacionais, sem crescimento equivalente no fluxo de caixa operacional, além da existência de rentabilidade não condizente com outras empresas do mesmo setor e crescimento do lucro líquido, indicam evidências de risco de fraude.

Os indicadores baseados em informações contábeis têm a vantagem de poder ser utilizados por quaisquer usuários, já que estão disponíveis nos relatórios financeiros, não havendo assim, limitação apenas para auditores ou alta gestão. Dessa forma, o presente estudo analisa um conjunto de *red flags* que possam contribuir com o avanço na identificação de riscos de fraudes, lançando luz sobre indagações recorrentes no ambiente corporativo. Um evento de fraude que demanda ações sequenciais dos fraudadores para encobrir a situação pode ser identificado pelos *red flags* construídos com base nos relatórios financeiros publicados pelas corporações? Modelos que captam a tendência/probabilidade contribuem para identificar fraudes e seus efeitos nos relatórios contábeis?

Os resultados da pesquisa confirmaram a associação positiva entre o tamanho dos passivos e risco de fraude. Para os demais *red flags* abordados não foram encontradas significâncias estatísticas que sugerissem possíveis contribuições. Os achados da pesquisa contribuem na discussão da temática a respeito da prevenção de fraudes corporativas

1.2 Problema de Pesquisa

Considerando que autores como Baader & Krcmar, (2018), Botitz e Timoshenko (2014), Brazel, Jones, Thayer e Warne, (2015), Dal Magro e Cunha (2017) ; Dichev, Graham, Harvey, & Rajgopal (2016) e Moyes, Young, e Din (2013) entre outros, demonstram a capacidade dos *red flags* sugerir possíveis riscos de fraude e da necessidade de ampliar os estudos para aprimorar o monitoramento e prevenção de casos fraudes, a presente pesquisa parte do seguinte problema de pesquisa: **Quais as contribuições dos *red flags* obtidos dos relatórios financeiros na detecção de fraudes corporativas?**

1.3 Objetivo

1.3.1 Objetivo Geral

A partir do problema de pesquisa exposto, o presente estudo tem por objetivo analisar as contribuições dos *red flags* obtidos de relatórios financeiros na detecção de fraudes corporativas.

1.3.2 Objetivos Específicos

Para o alcance do objetivo geral, foram definidos os seguintes objetivos específicos:

- a) Verificar os *red flags* descritos na literatura para identificar fraudes corporativas;
- b) Analisar a existência de um padrão de comportamento econômico financeiro das empresas envolvidas em processos de fraudes;
- c) Identificar variáveis potenciais para a construção de um modelo de risco de fraude;

1.4 Justificativa

Com a elevação dos índices de fraudes corporativas é necessário que as empresas invistam maior volume de recursos aumentando o do nível de controle sobre as operações. Além disso, os riscos de fraude geram incertezas que levam ao enfraquecimento das instituições (Barkemeyer et al., 2015; PWC, 2018). Nesse cenário se torna fundamental o desenvolvimento de ferramentas aptas a auxiliar no combate a esse tipo de crime. Contribuir para a redução

dessas incertezas faz parte das atribuições e responsabilidades da Contabilidade. No que diz respeito a salvaguarda de ativos e fidedignidade das informações prestadas a seus usuários através das demonstrações financeiras (Barkemeyer et al., 2015).

As demonstrações financeiras são preparadas para fornecer informações fidedignas sobre os ativos, passivos, patrimônio líquido, receitas e despesas da entidade que relata, de modo que sejam úteis para os usuários ao avaliar as perspectivas futuras de entradas líquidas de caixa e na avaliação da administração dos recursos econômicos da entidade (*International Accounting Standards Board*, 2018). Dessa forma funcionam como um modelo de representação da realidade econômica - financeira de uma entidade (Martins, Diniz & Miranda, 2012).

Apesar da adoção de complexos sistemas contábeis e de fiscalização, os casos de fraude ainda são frequentes (Andreola Dalla Vecchia et al., 2018; Dal Magro & Cunha, 2017). As constantes mudanças do mercado somadas às práticas contábeis criativas e aos avanços da tecnologia que contribuem para a sofisticação das práticas fraudulentas (PWC, 2018) podem dificultar o acompanhamento e controle dos processos das organizações (Hegazy & Kassem, 2010).

Todos esses elementos somados, tornam árdua a tarefa de identificação de fraudes corporativas. Nesse sentido, se justifica o estudo e desenvolvimento de instrumentos que contribuam para sua identificação no estágio inicial. Entre os instrumentos passíveis de testes está a análise de um conjunto de *red flags* derivados de relatórios financeiros que possam contribuir para detectar, precocemente, evidências de riscos de fraudes.

Para Smith, Omar, Idris, Baharuddin e Sayd (2005), os *red flags* relacionados à situação econômico-financeira são considerados mais relevantes do que os relacionados às características da administração e ambiente da entidade. O estudo de indicadores que possam sugerir evidências de fraude contribui em diversos setores da sociedade, podendo facilitar a realização da tarefa de detecção de fraudes.

Isso torna útil o presente estudo por influenciar no trabalho de auditores internos e externos, organismos de tributação, investidores, analistas econômicos, agências de classificação de crédito, sistema bancário. Além disso, é importante falar das possibilidades para a academia aprofundar o tema, sendo capaz de criar atitudes e ações que possam ser eficazes na prevenção de fraudes.

1.5 Organização do Trabalho

O restante do estudo está organizado da seguinte forma após esse capítulo introdutório. O capítulo dois, revisão teórica, aborda as principais fundamentações e correntes teóricas a respeito de fraudes corporativas e sobre o papel dos *red flags* na detecção de fraudes. O capítulo três aborda a metodologia do estudo, demonstrando a seleção da amostra, a forma de tratamento das variáveis e as técnicas e modelos econométricos utilizados. Em seguida o capítulo quatro apresenta os resultados do estudo, seguido pela conclusão. A figura a seguir, sintetiza a proposta desta dissertação.

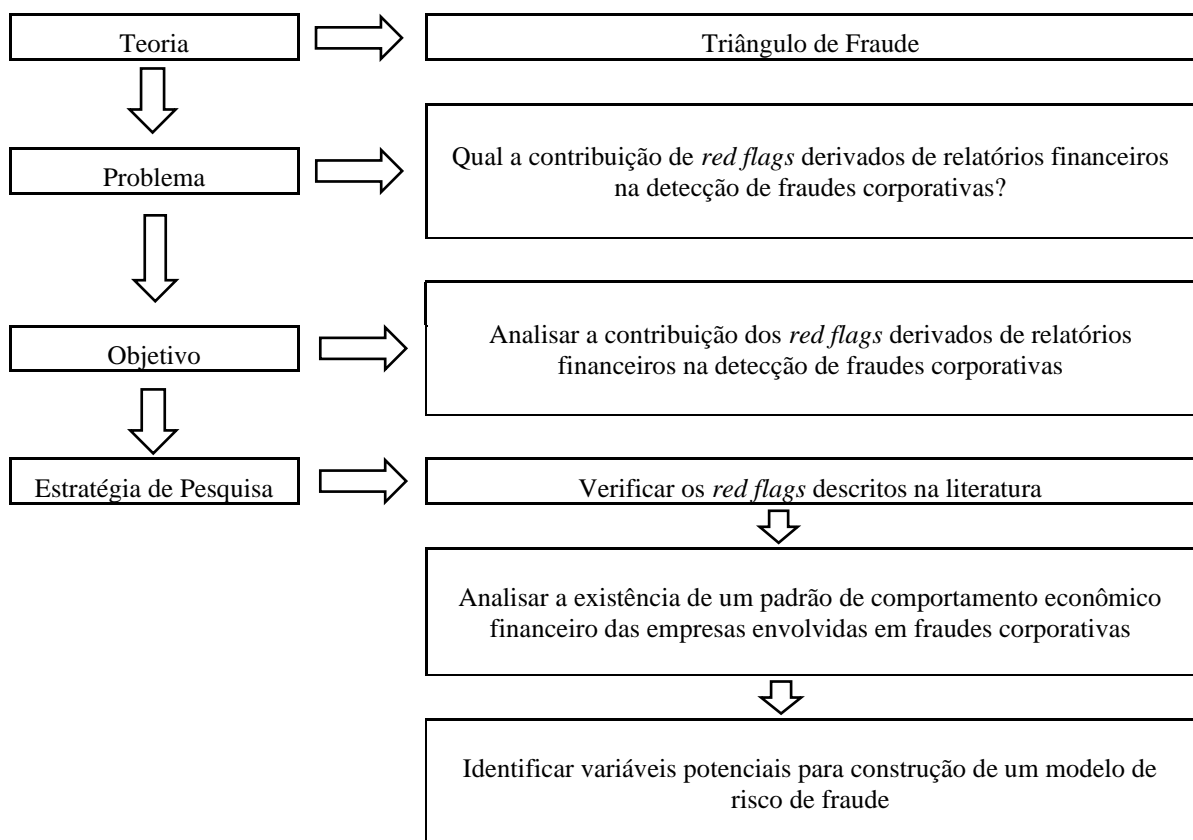


Figura 1. Estrutura da Dissertação – síntese

Fonte: Elaborada pela autora

2 REVISÃO TEÓRICA

2.1 Definições e fatores motivadores de Fraudes Corporativas

As fraudes corporativas são ações e condutas ilícitas realizadas de maneira consciente e premeditada, pelos funcionários, gerentes, executivos, membros da alta administração ou proprietário de uma organização. Elas se sucedem em um processo, visando atender interesses próprios e com a intenção de lesar terceiros (ACFE,2018; Costa & Wood Jr., 2012).

Parte da compreensão do motivo pelo qual os perpetradores cometem fraudes é baseado no Triângulo da Fraude (Dorminey, Fleming, Kranacher, & Riley, 2010). Sutherland (1949) concebeu os elementos que mais tarde em seu trabalho seminal, Cressey (1953), chamaria de Triângulo da Fraude. Sociólogo e criminologista americano, concentrou sua pesquisa nas circunstâncias que levam os indivíduos a se envolverem em atividades fraudulentas e antiéticas (Yusof et al., 2015).

O triângulo é composto por três elementos: (i) oportunidade (ii) pressão e (iii) racionalização. No primeiro elemento o "infrator da confiança" tem a oportunidade de cometer fraude, normalmente, devido a controles ausentes ou ineficazes. No segundo elemento, há uma necessidade financeira percebida ou pressão que provê motivação para cometer fraudes. Finalmente, no terceiro elemento os envolvidos têm a capacidade de racionalizar que o ato fraudulento é justificado e consistente com seus valores (Roden, Cox, & Joung, 2016).

Ao longo dos anos, pesquisadores de fraudes ampliaram o triângulo da fraude. Wolfe e Hermanson (2004) adicionaram um quarto fator de risco de fraude, que seria a "capacidade". De acordo com os autores, há habilidade e características pessoais que fazem com que o fraudador identifique a oportunidade de realização da fraude. Posteriormente Crowe (2011) adicionou ao modelo de Cressey duas novas características: arrogância e competência, versão conhecida como o Pentágono de Fraude. Em adição ao pentágono da fraude, Murphy e Free (2016) acrescentaram o clima organizacional como uma variável ativa que afeta a propensão a cometer uma fraude.

Essas adaptações a ideia original do triângulo da fraude consideram que ela ocorre em uma ampla variedade de formas que se modificam à medida que novas tecnologias e novos sistemas econômicos e sociais fornecem novas oportunidades para atividades fraudulentas (Nisbet, Miner, & Yale, 2019).

As pesquisas a respeito dessa temática, exploram os mais diversos temas. Beasley (1996), por exemplo, verificou que proporções maiores de membros externos no conselho de administração reduziram significativamente a probabilidade de fraude nas demonstrações

contábeis. Porém, a presença de um comitê de auditoria não afetou significativamente a probabilidade de fraude nas demonstrações contábeis.

A relação entre fraudes e cenários de crise também foi objeto de pesquisa no período dos escândalos contábeis que envolveram empresas norte americanas. Ao analisar o cenário de crise chamado por Junior e Borges (2002) de crise de credibilidade corporativa, os autores estabeleceram relações que convergem para o diagnóstico da existência de uma crise de natureza conjuntural explicada por baixos padrões éticos.

Silva, Sancovski, Cardozo, e Condé (2012) compararam o cenário norte americano com o brasileiro. Em relação ao perfil da empresa que se envolveu em fraude contábil, os autores observaram que é mais comum a ocorrência de escândalos contábeis em instituições financeiras no Brasil do que nos EUA (47,4% e 12,1% dos casos, respectivamente); por outro lado, as fraudes norte-americanas ocorrem em proporção bem maior em empresas listadas quando comparado aos casos no Brasil (100% e 42,1% dos casos, respectivamente). Em relação as empresas responsáveis pela auditoria que emitiram parecer sobre as demonstrações fraudadas, os autores constataram que nas fraudes norte americanas 90,9% haviam sido auditadas por *Big Five*, enquanto no Brasil apenas 31,6%.

Outro dado interessante inserido por Silva, Sancovski, Cardozo e Condé (2012) é de que, enquanto nos EUA os lucros são inflacionados, no Brasil eles foram considerados mais enxutos. Tal constatação foi justificada pelo fato de que no Brasil, as demonstrações contábeis societárias eram utilizadas no cálculo da incidência dos impostos e contribuições o que levaria as empresas a apresentarem resultados subavaliados. Nos EUA, as demonstrações contábeis não são utilizadas na tributação o que justificaria maior propensão, naquele país, de fraude nos resultados.

Silva, Sancovski, Cardozo, e Condé (2012) também encontraram diferenças significativas em relação a governança corporativa dos países. A questão da governança é um tema bastante discutido em relação a abordagem de fraudes corporativas. Perera, Freitas e Imoniana (2014) verificaram que as atividades vinculadas ao sistema de controle interno têm desempenhado de forma eficaz as funções de combate às fraudes corporativas. Mohamed e Handley-Schachelor (2014) encontraram que a integridade da gestão e o desenvolvimento de sistemas internos para prevenir relatórios fraudulentos podem ajudar a reduzir a probabilidade de ocorrência de fraude nas demonstrações financeiras.

Além dos controles internos, a eficiência dos controles externos também é alvo de pesquisas na área. Dyck, Morse e Zingales (2010) buscaram identificar quais os mecanismos de controle externos são mais eficazes na detecção de fraudes corporativas. Os autores

encontraram que a detecção não depende de um único mecanismo, mas de uma ampla gama de improváveis atores. Além disso, descobriram que os incentivos monetários para detecção em fraudes contra o governo influenciam a detecção precoce.

Pesquisas também foram desenvolvidas no sentido de examinar a relação entre o lobby corporativo e a detecção de fraudes, descobrindo que as atividades de lobby das empresas fazem uma diferença significativa na detecção de fraudes. Em média as empresas fraudulentas gastam 77% mais em lobby do que as empresas não fraudulentas, sendo que gastam 29% a mais em lobby durante seus períodos fraudulentos do que durante períodos não fraudulentos (Yu & Yu, 2011).

Alguns autores demonstram também a relação próxima entre gerenciamento de resultados e a fraude. Perols e Lougee (2011) encontraram que empresas fraudulentas têm maior probabilidade de gerenciar os lucros em anos anteriores e que o gerenciamento de resultados em anos anteriores está associado a uma maior probabilidade de que as empresas atendam ou superem as previsões dos analistas. No mesmo sentido Ramírez-Orellana, Martínez-Romero, e Mariño-Garrido (2017) ao estudar uma empresa familiar espanhola verificaram que a empresa apresentou propensão a cometer fraudes via práticas contábeis agressivas antes da divulgação de seus problemas financeiros.

Estudos também demonstram as consequências das fraudes nas partes envolvidas no ambiente corporativo. Karpoff, Scott Lee, e Martin (2008) verificaram que os gerentes sofrem consequências pessoais significativas e que a maioria (93,6%) perdem seus empregos. Os impactos também parecem afetar os acionistas, assim como demonstram Wang, Ashton, e Jaafar (2019) que confirmam o impacto negativo sobre a riqueza dos acionistas de empresas fraudulentas. Além disso, os mercados de ações também são sensíveis aos eventos de fraudes, principalmente quando existe vazamento de informações antes do anúncio das punições.

Niu, Yu, Fan e Zhang (2019) investigaram o impacto da fraude corporativa nas escolhas de investimento das famílias. Os achados apontam que as famílias com mais experiência de fraude corporativa investem menos em ações e têm menor probabilidade de comprar seguros privados. Além disso, descobriram que diferentes tipos de fraude têm efeitos diferenciados nas decisões de investimento das famílias. As descobertas indicam ainda que o mau comportamento corporativo pode gerar externalidades negativas profundas em todo o sistema financeiro.

Segundo Sael e Benabbou (2019) a fraude afeta tanto a indústria financeira como a vida cotidiana. Além de reduzir a confiança, desestabiliza a poupança e afeta o custo de vida. Nesse sentido, a detecção de ações e atos fraudulentos torna-se essencial. Para isso, o uso de dados para a gestão do risco de fraude é uma tendência no mundo das transações. Técnicas de

monitoramento de fraudes empregam processamento de dados, tecnologia da computação, sistemas de prevenção de fraudes em tempo real e modelos de riscos (Chen, Duh, Hsu, & Pan; 2015).

2.2 Categorias de Fraudes Corporativas

As fraudes podem ser divididas em duas grandes categorias: a fraude ocupacional e a fraude corporativa. Ambas são cometidas pelo indivíduo, porém, o benefício da fraude diverge entre elas (Maragno & Borba, 2017). No caso da fraude ocupacional existe o enriquecimento pessoal, através do uso deliberado ou aplicação incorreta dos recursos ou ativos da organização (ACFE, 2018). Enquanto a fraude corporativa é cometida para benefício da corporação (Holtfreter, 2005; Levi, 2008).

A ACFE tem feito contribuições relevantes para o tratamento das categorias de fraudes por meio da divulgação e utilização da Árvore da Fraude em seus relatórios anuais, sobre a fraude no mundo (Freitas, Perera, Imoniana & Arima, 2013). A Associação desenvolveu a Árvore de Fraude com o objetivo de apresentar as formas conhecidas de fraudes, classificadas em: Corrupção, Apropriação Indevida de Ativos e Demonstrações Financeiras Fraudulentas.

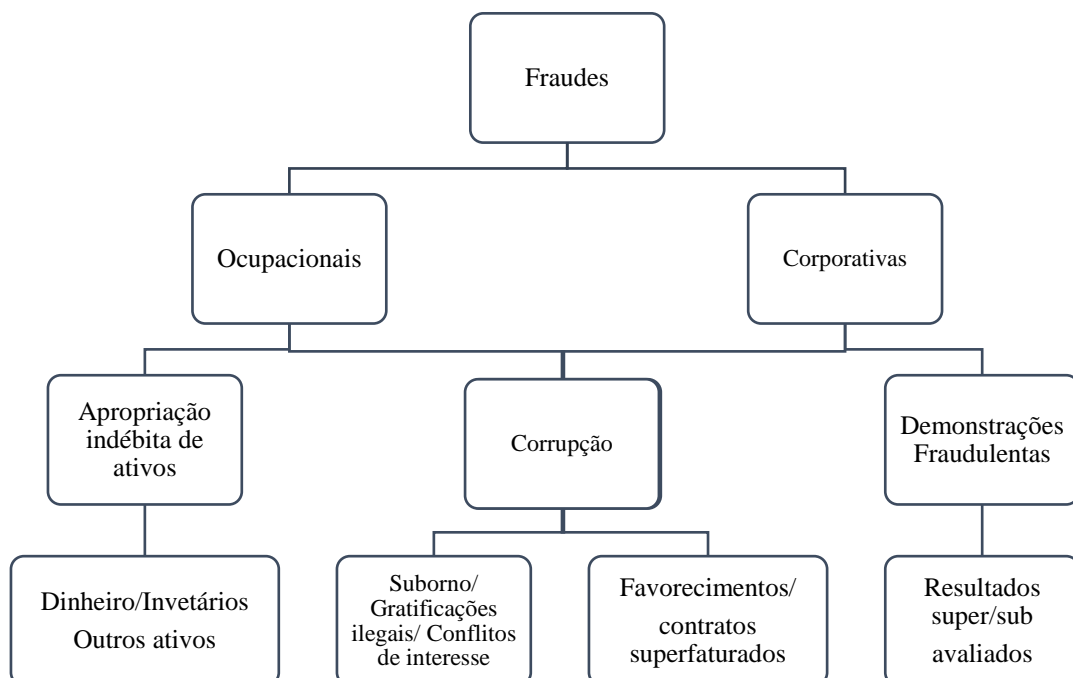


Figura 2. Árvore de Fraude

Fonte: Elaborado pelo autor a partir da adaptação de *Association of Certified Fraud Examiners* (ACFE, 2018, p.11.). Disponível em: <https://s3-us-west-2.amazonaws.com/acfe-public/2018-report-to-the-nations.pdf>

Nas categorias, Apropriação Indébita de Ativos e Corrupção, as organizações empregadoras são as 'vítimas' e trata-se de fraudes ocupacionais. Enquanto nas Demonstrações Fraudulentas, o infrator pode cometer crimes “em nome da empresa” ou em benefício próprio com o interesse de “encobrir” suas fraudes.

No entanto, ao objetivar encobrir suas fraudes nem sempre o infrator poderá contar com a leniência de seus superiores, o que leva a classificar tal ato como fraude ocupacional. Já no caso de cometer a infração em nome da empresa pode haver a leniência de toda a hierarquia corporativa e por isso se enquadrando em fraudes corporativas (Suh, Nicolaidis, & Trafford, 2019).

O mesmo raciocínio vale para a corrupção (definida no próximo tópico), que pode ser praticada em benefício próprio (fraude ocupacional) ou em benefício da corporação (fraude corporativa). Tal “bifurcação” pôde ser verificada nos casos de corrupção no Brasil em que a fraude beneficiou tanto a empresa quanto os envolvidos na fraude. No caso do esquema de corrupção da Odebrecht os gestores e políticos envolvidos dividiam parte da propina recebida e favoreciam a contratação de obras públicas com a empresa.

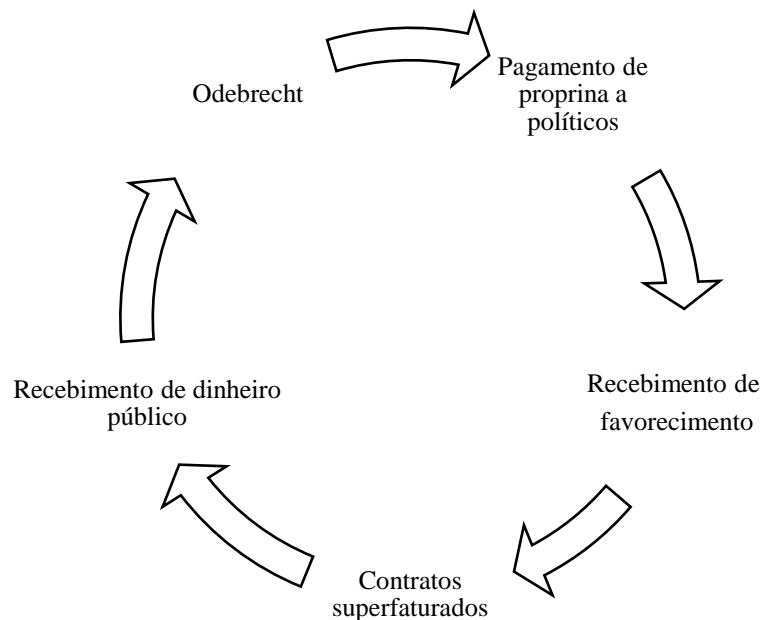


Figura 3. Esquema de Corrupção Odebrecht

Fonte: Elaborado pela autora

Dessa forma, o ato de corrupção, trazia benefícios para a empresa por contribuir para aquisição de novos contratos que influenciava diretamente na sua rentabilidade, caixa e consequentemente no seu lucro, além de garantir vantagens aos gestores e políticos envolvidos.

A partir disso, tal evento pode ser enquadrado não somente como fraude ocupacional (gestores que se utilizavam do cargo para receber parte da propina) mas como fraude corporativa (empresa se utilizava de uma oportunidade ilícita para aumentar os seus ganhos).

Em relação a categoria Apropriação Indébita de Ativos, definida como roubo ou uso indevido dos recursos da empresa para obter benefícios irregulares (Wells, 2008). Optou-se por retirá-la do objeto de estudo, pois é um tipo de fraude que ocorre sem a leniência dos gestores e por envolver maior risco de identificação o infrator procura a todo custo ocultar a fraude. Dessa forma ela é considerada na literatura como de difícil identificação. Seus efeitos nas demonstrações financeiras são reconhecidos, quando identificados como perdas e, portanto, tem baixo impacto nos indicadores contábeis financeiros.

A seguir as categorias são apresentadas mais detalhadamente.

2.2.1 Corrupção

A corrupção pode ser explicada por um esquema em que um funcionário faz mau uso de sua influência em uma transação comercial de uma forma que viole seu dever para com o empregador, visando obtenção de um benefício – direto ou indireto (ACFE, 2018). Nesse caso, o infrator se utiliza de seu cargo ou posição para obtenção de vantagem pessoal em detrimento da organização por ele representada (Wells, 2008), por exemplo, esquemas envolvendo subornos, conflitos de interesse, gratificações ilegais e extorsão. Porém, em alguns casos, a organização também pode ser beneficiada.

Esse tipo de fraude representa riscos significativo para as organizações com efeito significativos nos custos e o nos riscos para o investidor (Ameixieira & Maria, 2013). De acordo com La Rocca, Cambrea e Cariola (2017), a corrupção acaba tendo um efeito moderador no contexto institucional das empresas. No entanto, para Xu e Li (2018), prejudica a concorrência no mercado e gera relações político-empresariais distorcidas. Por isso entender os fatores específicos envolvidos em um ambiente corrupto pode ajudar as organizações a preveni-las, detectá-las e investigá-las com eficácia (ACFE,2018).

No Brasil, a corrupção é registrada desde a época colonial (Pinto, 2011). Porém a partir de 2014, tal situação tornou-se mais evidente após a criação da Lei nº 12.683/2012 - que tornou mais rigoroso os crimes de lavagem de dinheiro - e a Lei nº 12.850/2013 – que trata sobre organização criminosa. Ambas contribuíram para realização da Operação Lava Jato, considerada a maior operação de combate a corrupção no país. Destaca-se que tal operação foi fruto da unificação de quatro investigações - Dolce Vita, Bidone, Casablanca e Lava Jato - que apuravam a prática de crimes e desvios de recursos público (Polícia Federal, 2018) a operação

trouxe à tona escândalos envolvendo diversas empresas brasileiras –abertas e fechada, entre elas, Braskem, Eletrobras, Gol, Hypera, JBS e Petrobras. Essa última, a principal empresa de economia mista do país, que se tornou a empresa estrangeira a firmar o maior acordo com investidores, após uma ação coletiva impetrada nos EUA. (Pádua & Albuquerque, 2018; Rangel, Santos, & Monte-mor, 2018).

Segundo Araújo et al, (2018) os atos de corrupção, como os ocorridos nas empresas alvo da operação Lava Jato, tem potencial para reduzir e equiparar o valor de mercado das empresas que se envolvem diretamente de contratos fraudulentos. Tal ajuste de precificação pode estar associado à correção feita pelo mercado em razão dos prejuízos causados à competitividade pela concorrência desleal. De acordo com os autores, as empresas envolvidas no escândalo tiveram como consequência a redução do seu valor de mercado, enquanto, para as demais empresas dos setores envolvidos, evidenciou-se um efeito positivo sobre o retorno anormal acumulado.

Padula e Albuquerque (2018) também apontam que houve desvalorização nas maiores empresas estatais negociadas na bolsa de valores nacional e em suas *American Depositary Receipt* (ADR), conseqüentemente, gerando um cenário de fuga de recursos financeiros e, como resultado, queda no crescimento econômico.

2.2.2 Demonstrações Financeiras Fraudulentas

Uma das conseqüências das fraudes baseadas em atos de corrupção é o falseamento das demonstrações financeiras, uma vez que é necessário a classificação dos gastos com esse tipo de esforços nos números contábeis, geralmente como despesas. No entanto a fraude nas Demonstrações financeiras é caracterizada na literatura como Demonstrações Financeiras Fraudulentas. Essa fraude se caracteriza pela inserção de distorções deliberadas, omissões de fatos e/ou divulgações de demonstrações financeiras com objetivo de enganar ou ludibriar os usuários, especialmente investidores e credores (Castro, Amaral & Guerreiro, 2019). Envolve a intenção deliberada e o desejo de enganar o usuário, geralmente pensada e realizada por uma equipe inteligente de perpetradores experientes (por exemplo, altos executivos, auditores) com um conjunto de esquemas bem planejados.

Além de envolver perdas financeiras significativas, as fraudes em demonstrações financeiras causam preocupações éticas profissionais de indivíduos e empresas (Yusof et al., 2015) e expõe a fragilidade em relatórios contábeis poucos confiáveis. Um exemplo emblemático desse tipo de fraude, foi o ocorrido na Enron (Baker, Cohanier, & Leo, 2017; Hung & Cheng, 2018; Munawer et al., 2012; Perera et al., 2014), sétima maior empresa dos

Estados Unidos e uma das maiores empresas de energia do mundo. De acordo com as investigações apuradas a empresa escondia bilhões de dólares de dívidas ao mesmo tempo em que inflacionava seus ganhos.

O escândalo é considerado também um dos fatores que levou a promulgação da Lei Sarbannes-Oxley (SOX), tida como a mais importante legislação do mercado de capitais dos EUA desde a quebra da bolsa de Nova York, tendo como principal objetivo a recuperação da confiança abalada dos investidores no mercado de capitais (Gomes & Robles, 2008).

Em 2001, a Parmalat envolveu-se em um escândalo semelhante. Os fundos financeiros da empresa não estavam resguardados como deveria ou se acreditava. A *Commissione Nazionale per le Società e la Borsa* (CONSOB), da Itália (entidade que equivale à Comissão de Valores Mobiliários -CMV- no Brasil) questionou as demonstrações contábeis da Parmalat. O foco do escândalo voltou-se para o Brasil quando o diretor financeiro afirmou que as fraudes cometidas na matriz visavam mascarar prejuízos das filiais na América Latina (Beuren, 2006).

Outra companhia envolvida em fraude foi a Toshiba, companhia japonesa com mais de 140 anos de história. A descoberta de fraude surgiu através da iniciativa de uma auditoria independente, que descobriu que a empresa supervalorizou seus lucros durante sete anos. As denúncias levaram à renúncia dos principais administradores da organização (oito ao todo), incluindo o CEO, que assumiu total responsabilidade pelas distorções (El País, 2015).

Em 2017, a Ragi Refrigerantes foi investigada por sonegação de impostos e fraude no ICMS. Em outubro do mesmo ano, o ex-contador da empresa foi acusado de fraude por desviar mais de 100 milhões de reais da companhia brasileira, para a qual trabalhou por mais de 15 anos (Exame,2017).

Dessa forma, pode-se perceber que apesar de formas diferentes de ocorrências, as fraudes corporativas têm efeitos em cadeia, que prejudica corporações, Governos, sociedade e, por consequência, a contabilidade. Em se tratando das demonstrações financeiras e dos números contábeis as consequências podem ser prejudiciais à confiabilidade das informações reportadas. No entanto, com leitura atenta e o uso de *red flags*, entre outros cuidados, os usuários podem identificar certas situações que possam sugerir possíveis desvios de conduta e, via mecanismos de controle, sugerir a correção dos desvios.

2.3 Red Flags Indicadores de Risco de Fraude

Os *red flags* são indicadores de risco que funcionam como alertas para possíveis comportamentos fraudulentos, sugerindo que algo irregular pode estar acontecendo (Baader &

Krcmar, 2018; Gullkvist & Jokipii, 2013). Podem ser considerados como “termômetros” na detecção e prevenção de fraudes (Murcia, Borba, & Schiehl, 2008).

O desenvolvimento da abordagem por indicadores se deu em meados da década de 1970, com o desenho da empresa *Touche Ross* (em resposta ao Relatório de Contabilidade da Comissão de *Securities and Exchange Commission* nº 153) de um conjunto de sinais de alerta para fraudes que envolviam fatores econômicos e de estrutura de negócios (Sorenson & Sorenson, 1980). A partir do desenho inicial outras empresas criaram suas listas de *red flags* e discutiram indicadores potenciais do problema.

Apesar de considerada uma técnica eficiente na detecção de fraudes e recomendada pela maioria dos padrões de auditoria, não pode ser considerada perfeita. Sua fraqueza se dá em função de que determinados alertas que podem ocorrer tanto em situações de não-fraude como de fraude (Albrecht et al., 2012; Pincus, 1989). Além disso, existe uma série de *red flags* associados ao comportamento humano que nem sempre são passíveis de serem captados. No entanto, o papel desses indicadores é o de aumentar a sensibilidade dos controles diante da ocorrência de situações que representam riscos de fraudes, ainda que com certa margem de erros.

As pesquisas prévias a respeito do tema concentraram-se na relação empírica entre a existência de *red flags* e a ocorrência ou não de fraude. Romney, Albrecht e Cherrington (1980), identificaram sinais de alerta potenciais, incluindo aqueles relacionados à pressão situacional, oportunidade de cometer fraude e fatores de personalidade. Ao realizar um experimento de campo com auditores, Pincus (1989) não conseguiu chegar a um resultado conclusivo a respeito da eficácia dos *red flags* na avaliação do risco de fraude. Diferentemente, Hackenbrack (1993) ao realizar estudo com auditores, apesar de resultados também inconclusivos, identificou que a experiência profissional influencia no julgamento e pode contribuir para evitar o risco de fraude.

A dificuldade enfrentada pelos autores a respeito da capacidade preditiva dos indicadores em situações fraudulentas também foi observada por Albrecht e Romney (1986). Os pesquisadores compararam empresas que foram envolvidas em fraudes com empresas não fraudulentas, através de um questionário que continha 87 *red flags*. Os resultados encontrados pelos autores indicam que um terço dos indicadores foi eficaz na predição. Os melhores preditores de fraude pareciam ser as atitudes e as pressões situacionais sobre a administração. Como por exemplo, os principais executivos que tinham altas dívidas pessoais, percebiam renda inadequada, viviam além de suas possibilidades e exibiam ganância

No Brasil, Murcia (2007) identificou um lista de *red flags*, onde 95,56% dos indicadores listados no questionário apresentaram um “risco médio” ou “risco alto” de fraude nas

demonstrações contábeis, segundo percepção de auditores externos. Evidenciando assim a relevância dos *red flags* no combate às fraudes.

Moreira (2019) adaptou o instrumento de coleta de dados proposto por Murcia (2007) e investigou os *red flags* junto a profissionais contábeis brasileiros inserindo questões relacionadas à perícia contábil. O estudo revelou que características como sexo e estágio da vida profissional podem funcionar como facilitadoras no processo de identificação de *red flags*. De acordo com a autora profissionais mulheres e profissionais em início de carreira atribuem maior importância aos indicadores.

Koornhof & D du Plessis (2010) pesquisaram como investidores (gerentes de carteira registrados no *Financial Services Board*) e credores (bancos) na África do Sul percebiam o uso de *red flags*. Os resultados da pesquisa indicam que os credores e investidores na África do Sul parecem estar cientes dos benefícios que os *red flags* desempenham como um sistema de alerta precoce. Os entrevistados classificaram todas as bandeiras vermelhas no questionário como sendo importantes.

Moyes, Young e Din (2013) examinaram a percepção de auditores internos e externos na Malásia encontrando diferenças significativas entre os auditores externos e os auditores internos em relação à eficácia de detecção de fraudes via *red flags*. Já Gullkvist e Jokipii (2013) acrescentaram um terceiro grupo a pesquisa, os investigadores de crimes econômicos. Para investigar a importância dos sinais de alerta como significativamente diferentes em dois tipos de fraude: relatórios financeiros fraudulentos e apropriação indevida de ativos.

Os resultados indicam que existem diferenças significativas nos níveis médios e agregado entre os grupos participantes. Os auditores internos relatam uma maior importância percebida nos *red flags* relacionadas à detecção de apropriação indevida de ativos do que daquelas relacionadas a relatórios financeiros fraudulentos, enquanto o oposto é verdadeiro para investigadores de crimes econômicos. Para os auditores externos, apenas pequenas diferenças nas médias agregadas entre apropriação indevida de ativos e relatórios financeiros fraudulentos foram encontradas.

Dal Magro e Cunha (2017) verificaram a relevância que os auditores internos de cooperativas atribuem aos *red flags* na avaliação de risco de ocorrência de fraudes. Os resultados indicaram que os auditores internos atribuem maior relevância para os *red flags* relacionadas às atividades operacionais e aos procedimentos de controle interno.

Percebe-se os caminhos que os *red flags* percorreram ao longo dos anos, apesar de surgirem dentro de um ambiente de auditoria, tornaram-se um instrumento utilizado por outros grupos de interesse. Sejam, investidores, investigadores de crimes econômicos. De forma que

foram surgindo focos diferentes a respeito de tais indicadores: (i) fatores comportamentais, morais e éticos, (ii) questões estruturais e de governança corporativa e (iii) fatores econômico-financeiros.

2.3.1 *Red flags* associados a fatores comportamentais, morais e éticos

Apesar de não ser objetivo deste estudo, as questões comportamentais, tem grande importância na temática de fraudes corporativas. Por isso são apresentados os principais achados a respeito do tema.

Romney, Albrecht & Cherrington (1980) realizaram um experimento com três grupos: criminosos de colarinho branco, criminosos condenados por outros delitos e estudantes universitários, com o objetivo de encontrar *red flags* ligados ao comportamento fraudulento. Em seus resultados os autores identificaram que quando comparados aos estudantes universitários, os criminosos de colarinho branco não apresentavam diferenças relevantes.

Já quando comparados a criminosos condenados por outros delitos, os criminosos de colarinho branco eram mais velhos, frequentemente casados, tinham maior nível de educação, mais religiosos e menos propensos a usar álcool e drogas. Enquanto apenas 2% dos infratores da propriedade eram do sexo feminino, 30% dos criminosos de colarinho branco eram mulheres. Em contraposição, os achados de Dorminey, Fleming, Kranacher e Riley (2010) demonstram que gestores que abusavam do uso de drogas e álcool são mais propensos a se envolver com fraude, acrescentando ainda um terceiro fator, que seriam casos extraconjugais.

Sandhu (2016) explorou qualitativamente as observações e visões de pessoas que investigaram pessoalmente ou observaram de perto uma fraude/fraudador. As características de forte ambição, distanciamento social, jornada de trabalho prolongada, insatisfação com o trabalho atual, justificativa de comportamento antiético, problemas pessoais e padrão de vida desproporcional aos meios atuais são centrais para as articulações das experiências dos entrevistados.

Em relação a questões comportamentais envolvendo CEOs, Vance (1983) sugeriu que a exibição de um comportamento dominante pelo CEO indica um alto risco de fraude. Do mesmo modo Coenen (2008) revelou um comportamento dominador autoritário e pseudo avaliação dos gestores com “mãos livres” como possíveis sintomas de fraude. Analisando os CEOs Crowe (2011) verificou que estes estão envolvidos em 89% das fraudes corporativas sugerindo que um monitoramento atento de seu comportamento poderia ajudar a identificar fraudes. Os de *red flags* analisados pelos autores incluía atitude agressiva, ego inflado, estilo autocrático e medo de perder status ou posição.

Zhou, Zhang, Yang, Su e An (2018) estudaram a relação entre a remuneração de executivos e a incidência de fraudes corporativas em empresas chinesas listadas sob a perspectiva da pressão de fechamento de capital. Os resultados demonstram que a pressão contribui para a incidência de fraudes. Também encontraram que CEOs e CFOs com salários relativamente baixos são mais propensos a cometer fraudes, independentemente de estarem presentes ou não a pressão de fechamento de capital.

A partir da literatura analisada verifica-se que os fatores comportamentais influenciam na ocorrência de fraudes corporativas. Destaca-se que geralmente as fraudes realizadas pelos gestores tem influência direta nas demonstrações financeiras, seja pela ação direta nos números contábeis ou nas operações objetos da fraude cujo efeito é ocultado nos números. No entanto por se tratar de fraudes derivadas de fatores comportamentais nem sempre é possível estabelecer um *modus operandis*, o que pode tornar ainda mais difícil a sua detecção e consequente prevenção.

2.3.2 Questões estruturais e de governança corporativa como *Red flags* de fraude

As questões estruturais como remuneração, estabelecimento de metas, promoções e controles internos associados a questões de governança corporativa são destacados na literatura como variáveis associadas à ocorrência de fraude (Taylor , 2016). Quando comparadas a questões comportamentais, estas têm como característica maior facilidade de serem detectadas e, conseqüentemente, mais fácil de estudá-las.

Apostolou e Hassell (1993) verificaram a percepção da auditoria interna, através de 14 *red flags* divididos em três categorias: características de gerenciamento, características da empresa e característica da indústria. Os auditores internos classificaram as características de gerenciamento como a categoria mais importante.

Os achados se assemelham aos encontrados por Dharan e Bufkins (2008), que ao analisar os sinais de alerta forense que apareceram nas demonstrações financeiras da Enron nos anos de 1996 a 2001, verificaram que a cultura orientada para a remuneração obsessiva sem a devida governança e controles, foram fatores determinantes no colapso da Enron.

Lim, Lim Xiu Yun, Liu e Jiang (2012) analisaram as características de 250 empresas chinesas listadas nos EUA a fim de construir um modelo para prever fraude. Os resultados encontraram em comum as características como má governança corporativa, contrato com firmas de auditoria pequenas e desconhecidas, falta de padrão contábil e conexões políticas sugerindo que estas podem identificar o potencial de as empresas chinesas cometer fraudes e distorcer as demonstrações financeiras.

Taylor (2016) listou através de *red flags* os “Traços Culturais da Corrupção Organizacional”. Os *red flags* contém questões desde estratégia (por exemplo, crescimento como objetivo exclusivo), de liderança, hierarquias fortes e diretivas, bônus discricionários e metas irrealistas, estabelecidos sem considerar as condições de mercado ou o comportamento dos funcionários, baixa transparência, entre outros.

Outro *red flag* que aparece com certa frequência nas pesquisas diz respeito a estrutura da entidade, especificamente, com o tamanho empresa de auditoria. Lisic et al. (2014) tendo com contexto a China, examinaram o impacto dos auditores na incidência da fraude contábil. Os resultados da pesquisa demonstram que as organizações auditadas por grandes empresas de auditoria seriam menos propensas a cometer fraude quando comparadas as demais.

Dessa forma, o tamanho da empresa de auditoria pode ser visto como um substituto para a cultura corporativa inerente a todas as organizações e pode influenciar o parecer emitido. Acredita-se que auditores de empresas de auditoria maiores detêm maior conhecimento e compromisso na realização dos trabalhos de auditoria. Além disso, os profissionais de empresas de auditoria maiores provavelmente auditariam empresas também maiores e por esse motivo seriam mais sensíveis ao risco de fraude (Apostolou & Hassell, 1993; Moyes, 2007).

2.3.3 *Red flags* de fraude baseados em fatores econômico-financeiro

Apesar da importância dos *red flags* ligados a questões estruturais e de governança corporativa, Smith, Omar, Idris, Baharuddin e Sayd (2005) demonstram que os *red flags* relacionados à situação econômico-financeira foram considerados mais relevantes que esses. Fatores econômicos podem ser percebidos por exemplo, quando uma entidade se destaca – sem motivos claros - em meio ao setor que pertence. Wells (2005) explica que eventualmente, os analistas buscam comparar as demonstrações contábeis da entidade com outras demonstrações de entidades do mesmo setor, no intuito de detectar uma possível fraude.

Hegazy e Kassem (2010) objetivaram explorar os *red flags* de maior probabilidade de ocorrência em relatórios financeiros fraudulentos, em relação a auditoria externa. Como resultados, aparecem *red flags* para receitas fictícias, o rápido crescimento ou a lucratividade incomum, aumento anormal das vendas, discrepâncias entre fluxo de caixa e lucro, além de aumento inesperado no custo de mercadoria vendidas.

Golden et al. (2013) consideraram que o problema na detecção de fraude é a ocultação do comportamento fraudulento, listaram alguns *red flags* que frequentemente indicassem fraudes nas demonstrações contábeis. Dentre eles, crescimento das receitas sem o correspondente crescimento do fluxo de caixa; crescimento consistente das vendas em

momentos em que os concorrentes estão apresentando desempenho fraco; estoques crescentes; significativo aumento no desempenho, manter margem bruta consistentemente, enquanto outras em seu setor estão enfrentando pressão de preços; acúmulo de ativos fixos (que pode sinalizar o uso de capitalização de despesas operacionais, em vez de reconhecer a despesa para reduzir as despesas percebidas) e quantia desproporcional de compensações gerenciais de bônus com base em metas de curto prazo.

Dichev et al. (2016), em pesquisa com aproximadamente 400 diretores financeiros, verificou que itens pouco usuais na atividade desenvolvida, volatilidade no lucro, elevados passivos e mudanças frequentes em políticas contábeis contribuem para a identificação das alterações com propósitos de mudar os resultados intencionalmente, que pode levar a situações fraudulentas.

Medrado (2016) analisou a adequação de *red flags* para identificar eventos incomuns que caracterizem riscos de fraude ou manipulação contábil, em um processo de auditoria contínua. Os resultados demonstraram haver associação positiva e estatisticamente relevante entre o risco de fraudes e as perdas operacionais e o aumento do endividamento das empresas. Além disso, verificou a associação positiva e estatisticamente relevante entre a manipulação contábil e as variáveis crescimento das receitas operacionais, sem um crescimento equivalente no fluxo de caixa operacional, rentabilidade não condizente com outras empresas do mesmo setor e o crescimento do lucro líquido. Destaque-se que a manipulação contábil quando não associada a escolhas contábeis pode resultar em situações de fraude.

3 METODOLOGIA

Nesta seção são descritos os métodos e procedimentos utilizados na realização da pesquisa. Estruturada em quatro tópicos, apresenta a seleção da amostra e coleta de dados, seguido das variáveis de pesquisa e o modelo econométrico.

3.1 Seleção da Amostra e Coleta de Dados

Para o alcance do objetivo proposto e realização dos testes empíricos, foram selecionadas as companhias não financeiras, com ações negociadas na bolsa de valores brasileira, denominada B3 (Brasil Bolsa Balcão), totalizando 277 empresas.

Para construção da base de dados foram consideradas as informações presentes nas notas explicativas, nos formulários de referência, na base de *Thonsom Reuters*®, no site da Comissão de Valores Monetários (CVM) e do Ministério Público Federal. Foram considerados dois períodos distintos para as análises. Para a seleção das empresas, foram considerados os anos entre 2008 e 2018. Já para a seleção das variáveis, o período foi de 2006 a 2018, para que fosse possível coletar dados de no mínimo dois períodos anteriores a descoberta das fraudes que ocorreram em 2008.

Nota-se que ao longo dos anos estudados, algumas informações não estavam disponíveis. Por isso, o número de observações varia de acordo com as variáveis, ao longo do período analisado (apêndice A). A ausência de informações pode limitar a análise estatística quando indivíduos e variáveis com dados inexistentes são inclusos nos modelos, uma vez que os programas estatísticos excluem todos os indivíduos que apresentam a ausência de pelo menos um dado. Com isso, a cada inclusão ou exclusão de variável independente na análise, o número de observações pode mudar e nem sempre considerar os mesmos indivíduos (Paes & Poletto, 2013).

Uma solução que poderia ser adotada para suprir a ausência de dados, seria a imputação de valores aos períodos e indivíduos. No entanto, Little e Rubin (2012) criticam tal metodologia afirmando que a ideia da imputação é sedutora e perigosa. Sedutora por levar a crença que os dados são completos. Perigosa porque os valores preditos via imputação podem distorcer os resultados, já que os valores imputados são obtidos através de modelos que já carregam erros. Por isso, mesmo diante da limitação, optou-se por utilizar os dados originais sem a inclusão de dados imputados.

As empresas do banco de dados foram segregadas em dois grupos: (i) empresas que se envolveram em fraudes identificadas pelas bases consideradas no estudo e (ii) empresas que não estavam envolvidas em fraudes nos meios pesquisados. A classificação como empresa que

se envolveu em fraudes se deu de duas formas: Processos Administrativos Sancionadores (PAS) da CVM e Operações da Polícia Federal.

O PAS é derivado de investigação realizada por meio de processo administrativo de caráter investigatório. Estes processos são elaborados por uma das áreas técnicas da CVM, derivados de indícios de auditoria e materialidade relativas a alguma irregularidade ocorrida no âmbito do mercado de capitais que resultaram em acusação (CVM, 2019).

A seleção dos processos foi realizada através do site da CVM > Processos > Pesquisa avançada. O campo “Termo”, em branco, “período” de 01/01/2008 a 31/12/2018 e no campo “Tipo” “processos sancionadores julgados”. Como resultado foram encontrados 536 processos, com a ressalva de que um processo pode tratar de mais de uma empresa ou a mesma empresa pode constar em mais de um processo.

Em relação as Operações da Polícia Federal, foram selecionadas todas aquelas que citavam empresas com ações negociadas B3. A busca foi realizada através do site da PF > Imprensa > Grandes Operações. Chegando-se aos seguintes resultados: Operação Lava Jato (2014), Operação Zelotes (2015), Operação Xepa (2016) e Operação Carne Fraca (2017).

3.2 Seleção das variáveis dependente e independentes

A base para classificação da variável dependente “FRAUD” foram os Processos Sancionadores da CVM e os Processos do Ministério Público Federal. Trata-se de uma variável binária, a qual se atribuiu “0” para as empresas que não se envolveram em processos identificados de fraude e “1” para as empresas que se envolveram em pelo menos um processo de fraude.

Já a seleção das variáveis independentes ocorreu a partir dos *red flags* explorados na literatura que demonstravam capacidade de predição de situações fraudulentas. A Figura 4 apresenta as variáveis utilizadas como indicadores, com seus respectivos sinais esperados.

Denominação	Variável	Justificativa	Sinal Esperado	Autores	Proxy
AUDT	Firma de auditoria	Empresas auditadas por <i>Big Four</i> estão negativamente associadas ao risco de fraude	(-)	Apostolou & Hassell, 1993; Dichev et al., 2016; Lim et al., 2012; Lisic, Silveri, Song, & Wang, 2015; Medrado, 2016; Moyes, 2007	Variável <i>dummy</i> : D=0 - não auditada por big4 D=1 - auditada por big4
ENDIV	Endividamento	Aumento do endividamento está positivamente associado ao risco de fraude	(+)	Dichev et al., 2016; Dharan & Bufkins, 2008; Medrado, 2016; Murcia & Borba, 2007.	Resultado da relação entre a dívida líquida pelo EBIT.
EST	Estoque	Crescimento de estoques está positivamente associado ao risco de fraude	(+)	Dichev et al., 2016; Golden et al., 2013; Medrado, 2016; Murcia & Borba, 2007	Resultado da relação entre estoques pelos ativos totais
ROA	Retorno sobre os ativos	Rentabilidade acima da média do setor está positivamente associada ao risco de fraude.	(+)	Medrado, 2016; Murcia & Borba, 2007;	Variável <i>dummy</i> : D=0 – ROA abaixo da média do setor; D=1 – ROA acima da média do setor.
PASS	Passivo	Aumento de passivos está positivamente associado ao risco de fraude.	(+)	Dichev et al., 2016.	Passivo Total
P_OP	Perdas Operacionais	Perdas operacionais estão positivamente associadas ao risco de fraude.	(+)	Medrado, 2016.	Variável <i>dummy</i> : D=0 – ROE positivo; D=1 – ROE negativo.

Figura 4. Descrição das variáveis independentes - Literatura *Red Flags*

Fonte: Elaborado pela autora

3.3 Procedimentos Econométricos

Esta seção descreve as técnicas estatísticas empregadas para construção da análise dos resultados, dividida em duas etapas: (i) indicadores descritivos – medidas de tendência central, medidas de dispersão e testes de hipóteses; (ii) modelo econométrico – regressão logística para dados longitudinais.

3.3.1 Indicadores Descritivos

Para realização da análise descritiva dos dados, optou-se por realizar o cálculo dos seguintes indicadores descritivos: média aritmética e mediana, coeficiente de variação e testes de hipóteses não paramétricos.

A média aritmética de um conjunto de valores é a medida de centro encontrada pela adição dos valores e divisão do total pelo número de valores (Triola, 1999). Enquanto a mediana, representa o valor central de um conjunto de dados. Para encontrar seu valor é necessário colocar os valores em ordem crescente ou decrescente. Quando o número elementos de um conjunto é par, a mediana é encontrada pela média dos dois valores centrais. Assim, esses valores são somados e divididos por dois.

Enquanto o coeficiente de variação (CV) é uma medida de dispersão relativa que fornece a variação dos dados em relação à média. Quanto menor for o seu valor, mais homogêneos serão os dados, ou seja, menor será a dispersão em torno da média (Fávero & Belfiore, 2017). Um CV pode ser considerado baixo, indicando um conjunto de dados razoavelmente homogêneo, quando for menor do que 30% (0,3). Quando o valor é maior, o conjunto pode ser considerado heterogêneo. Porém esse padrão varia de acordo com a aplicação.

Para realização dos testes de hipóteses não paramétricos, optou-se pelo uso do teste U de Mann-Whitney. O teste pode ser aplicado para variáveis quantitativas e qualitativas em escala ordinal, e tem como objetivo verificar se duas amostras não pareadas ou independentes são extraídas da mesma população. É uma alternativa para ao teste *t* de *Student* quando a hipótese de normalidade é violada, ou seja, quando os dados não possuem distribuição normal (Fávero & Belfiore, 2017).

O teste de Mann-Whitney é indicado para comparação de dois grupos não pareados para verificar se pertencem ou não à mesma população e cujos requisitos para aplicação do teste *t* de *Student* não foram cumpridos. Por isso é considerado a versão não paramétrica do teste *t*, para amostras independentes.

Diferentemente do teste *t*, que verifica a igualdade de médias de duas populações independentes, o teste U de Mann-Whitney testa a igualdade das medianas. Segundo Martins e Domingues (2011) para um teste bilateral, a hipótese nula é de que a mediana das duas populações é dada por:

$$H_0 : \mu_1 = \mu_2$$

$$H_1 : \mu_1 \neq \mu_2$$

Para regra de decisão, foi considerado: p-valor < 0,05 rejeita-se H_0 .

Para variáveis qualitativas, optou-se por realizar o teste de proporções para duas populações, na comparação das características qualitativas entre empresas fraudulentas e não fraudulentas. Onde a hipótese nula é dada pela igualdade das proporções.

$$H_0 : p_1 = p_2$$

$$H_1 : p_1 > p_2$$

Para regra de decisão, foi considerado: p-valor < 0,05 rejeita-se H_0 ,

3.3.2 Modelo Estatístico

Na literatura consultada (Kirkos, Spathis, & Manolopoulos, 2007; Medrado, 2016; Zhou & Kapoor, 2011) de previsão de fraude, foi possível observar que parte significativa dos estudos tem por base a utilização de modelos estatísticos, a exemplo da técnica de regressão linear múltipla, regressão logística, análise discriminante e métodos computacionais, como as redes neurais. Considerando que o objetivo deste estudo é verificar a contribuição dos *red flags* na detecção de fraudes corporativas baseado na capacidade preditiva dos indicadores, optou-se pela técnica de Regressão Logística para dados em painel.com efeitos aleatórios

As modelos de regressão logísticas constituem uma das ferramentas estatísticas mais importantes na análise de dados quando se pretende modelar relações entre variáveis. Quando a variável resposta é do tipo dicotômica e as variáveis explicativas podem ser do tipo numéricas (contínuas, discretas) e/ou categóricas (Cabral, 2013).

A opção por trabalhar com os dados em painel, pode ser justificada pelas características da amostra, pois o conjunto de dados explorados neste trabalho possui dimensão transversal e dimensão temporal, dado que cada uma das 277 empresas selecionadas será observada ao longo do tempo ($t = 2006, \dots, 2018$). Ou seja, estudar a influência das variáveis explicativas sobre a variável dependente para um conjunto de observações ao longo do tempo (Wooldridge, 2010).

Além disso, o modelo apresenta algumas vantagens, Cameron e Trivedi (2005) argumentam que a os dados em painel aumentam a precisão de estimativa. Pois nesse tipo de modelagem, existe aumento das informações, devido à combinação ou agrupamento de vários períodos de dados para cada indivíduo.

Para Wooldridge (2010) a principal vantagem seria a resolução de problemas com variáveis omitidas. Já que esse tipo de situação poderia causar estimadores viesados, que podem ser explicados, como aqueles que não refletem a média, ou seja, estimações que não refletem a realidade. Brooks (2008) além da questão das variáveis omitidas, também trata das

possibilidades de resolver problemas mais complexos e da possibilidade de analisar como as variáveis ou as relações entre elas mudam ao longo do tempo.

Permitindo assim, estimar a probabilidade associada à ocorrência de determinado evento em face de um conjunto de variáveis explanatórias. A razão pela codificação 0/1 é o fato de a variável aleatória com distribuição Bernoulli ser igual a 1 se ocorre o evento e 0 se não ocorre o evento (Hosmer & Lemeshow, 2000). Neste caso, a variável dependente é representada pela “Fraude”, assumindo 0 para as empresas que não se envolveram com casos de fraude e 1 para aquelas que se envolveram.

3.3.2.1 Modelo de Regressão Logística Binária

A regressão logística binária pode ser definida como uma técnica estatística de análise multivariada comumente empregada para desenvolvimento de modelos que visem entender ou prever a relação existente entre uma variável categórica, que assume um entre dois valores possíveis e um conjunto de variáveis explicativas (Hosmer & Lemeshow, 2000)

As premissas básicas a serem atendidas são: i) a média condicional da equação da regressão será um valor definido entre “zero” e “um”; ii) os erros da equação seguirão a distribuição binária; e iii) os resultados obtidos podem ser entendidos na forma de probabilidades (Hosmer & Lemeshow, 2000).

Considerando que a variável resposta foi definida como:

$$Y = \begin{cases} 1, & \text{se a empresa for fraudulenta} \\ 0, & \text{se a empresa não for fraudulenta} \end{cases}$$

Temos que a probabilidade de uma empresa se envolver em fraude é dada por:

$$P(Y = 1|x) = \frac{\exp\{\beta'x\}}{1 + \exp\{\beta'x\}} \quad (3.1)$$

Já a probabilidade de uma empresa não se envolver em fraude, é expressa por:

$$P(Y = 0|x) = \frac{1}{1 + \exp\{\beta'x\}} \quad (3.2)$$

O logaritmo da razão entre as probabilidades de ocorrer fraude e não ocorrer fraude é denominado logito e apresenta uma forma linear nos parâmetros (Hosmer & Lemeshow, 2000), sendo expresso da seguinte forma:

$$\ln\left(\frac{P(Y = 1|x)}{P(Y = 0|x)}\right) = \beta' x \quad (3.3)$$

A interpretação dos parâmetros em regressão logística é feita a partir da chance (*odds*), que é a razão entre a chance de a empresa ser fraudulenta e de não ser fraudulenta:

$$odds = \left(\frac{P(Y = 1|x)}{P(Y = 0|x)}\right) = \frac{\mu}{1 - \mu} = \exp\{\beta' x\} \quad (3.4)$$

Para fazer a comparação entre duas empresas, usa-se a razão de chance (*odds ratio*), que é a razão entre duas *odds* (chances), (Hosmer & Lemeshow, 2000). Verificando quanto a chance de ocorrência do evento é maior ou menor que a chance de ocorrência de outro evento.

$$OR = \frac{odds_1}{odds_2} = \left(\frac{\mu_1/(1 - \mu_1)}{\mu_2/(1 - \mu_2)}\right) \quad (3.5)$$

3.3.2.2 Modelo Logístico Longitudinal de Efeitos Aleatórios

O modelo de efeitos aleatórios, pressupõe-se que o intercepto (aleatório) de uma unidade individual não estão correlacionados com as variáveis explicativas (Wooldridge, 2002). Os efeitos aleatórios, estão associados com uma unidade experimental individual tomada aleatoriamente da população (Araújo, 2012).

É importante destacar que, assumindo-se a suposição de que o efeito não observado seja aleatório, isso não significa dizer que o efeito aleatório seria a melhor de modelo a ser adotado. Nesse caso, ao considerar que as variáveis não são correlacionadas, o método de efeitos aleatórios é o mais apropriado. Por outro lado, se os efeitos não observados estão correlacionados com alguma variável explicativa, a estimação por efeitos fixos seria a mais apropriada. O estimador de efeitos aleatórios explora os recursos especiais dos dados do painel (Cameron & Trivedi, 2005).

Em modelos de regressão logística, a inclusão do efeito aleatório no intercepto permite capturar os efeitos de fontes de variação provenientes das características particulares de um grupo (heterogeneidade), desinflationando o erro puro e provocando uma flutuação no intercepto do modelo. Esta inclusão traz complexidade nos métodos de estimação e muda a interpretação dos parâmetros que, dada originalmente pela razão de chances, passa a ser vista sob o enfoque da razão de chances mediana (Araújo, 2012).

Seja Y_i uma variável aleatória com distribuição Bernoulli, para $i = 1, \dots, N$, probabilidade dada por:

$$P(Y_i = 1|\eta_i) = \frac{\exp \{n_i\}}{1 + \exp \{n_i\}} \quad (3.6)$$

Sendo:

$$\eta_i = X\boldsymbol{\beta} + Z\boldsymbol{\alpha} \quad (3.7)$$

Onde:

$\boldsymbol{\beta}_{p \times 1}$ é o vetor de efeito fixo;

$\boldsymbol{\alpha}_{r \times i}$ é o vetor de efeito aleatório;

$\mathbf{X}_{N \times p}$ é a matriz de incidência para $\boldsymbol{\beta}$

$\mathbf{Z}_{N \times r}$ é a matriz de incidência para $\boldsymbol{\alpha}$

Assim, um modelo que leva em conta os efeitos específicos do indivíduo para uma variável dependente y_{it} especifica que:

$$y_{it} = \beta_{0i} + x'_{it}\boldsymbol{\beta}_1 + \varepsilon_{it} \quad (3.8)$$

Em que x_{it} são regressores. O termo β_{0i} é considerado uma variável aleatória, não um parâmetro fixo e desconhecido, é conhecido como efeito aleatório (Frees, 2004). ε_{it} representa o erro idiossincrático. Assume-se que β_{0i} é puramente aleatório, ou seja, não é correlacionado com os regressores. A vantagem do modelo de efeitos aleatórios é que estima todos os coeficientes, mesmo dos regressores invariantes no tempo, e, portanto, os efeitos marginais. (Fávero & Belfiore, 2017).

3.3.2.3 Estimação Logística para Dados em Painel

Para o caso de modelos não-lineares, segundo Wooldridge (2001) e Hsiao (2006), pode-se utilizar o seguinte modelo *logit* com dados de painel:8

$$Prob(y_{it} = 1|x_{it}, \alpha_i) = F(z) = \frac{e^z}{1 + e^z} = \frac{e^{(\beta x_{it} + \alpha_i)}}{1 + e^{(\beta x_{it} + \alpha_i)}} \quad (3.9)$$

Onde:

y_{it} representa a variável dependente do modelo;

$F(z)$ é uma função logística que assume valores entre 0 e 1 para todos os números reais, indicando que as probabilidades de resposta da estimativa ficam estritamente neste intervalo;

β representa o vetor de parâmetros;
 z vetor de variáveis explicativas

Desta forma, a equação que se pretende estimar é definida da seguinte maneira:

$$F(z) = \frac{e^{(\alpha + \beta_1 \cdot AUDT_{it} + \beta_2 \cdot ENDIV_{it} + \beta_3 \cdot EST_{it} + \beta_4 \cdot ROA_{it} + \beta_5 \cdot PASS_{it} + \beta_6 \cdot POP_{it})}}{1 + e^{(\alpha + \beta_1 \cdot AUDT_{it} + \beta_2 \cdot ENDIV_{it} + \beta_3 \cdot EST_{it} + \beta_4 \cdot ROA_{it} + \beta_5 \cdot PASS_{it} + \beta_6 \cdot POP_{it})}} \quad (3.10)$$

Onde:

AUDT: variável *dummy* que assume o valor de 1 quando a empresa responsável pela auditoria for uma *Big Four* e 0 quando não for, da empresa *i*, no momento *t*;

ENDIV: endividamento, da empresa *i*, no momento *t*, estimado pela relação entre a dívida líquida pelo EBIT;

EST: crescimento do estoque da empresa *i*, no momento *t*, estimado através da relação entre estoque e ativos totais;

ROA: variável *dummy* que assume o valor de 1 quando a empresa *i*, possui rentabilidade acima da média do setor e 0 quando a empresa *i* possuir rentabilidade baixo da média do setor, no momento *t*;

PASS: crescimento do passivo total, da empresa *i*, no momento *t*, estimado através do passivo total;

P_OP: variável *dummy* que assume o valor de 1 quando a empresa *i*, possuir ROE negativo e 0 quando a empresa *i* possuir ROE positivo, no momento *t*;

4 ANÁLISE DOS RESULTADOS

Para atender aos propósitos do estudo, a análise dos resultados será realizada nas seguintes etapas: (i) análise descritiva, (ii) testes de hipóteses não paramétricos, (iii) análises do modelo de regressão logística para dados em painel.

4.1 Análise Descritiva

As estatísticas descritivas foram geradas com o intuito de se conhecer mais a respeito das variáveis coletadas na amostra. Primeiro, foram realizadas as estatísticas descritivas para variáveis contínuas – apresentadas em milhões de reais - e posteriormente para variáveis categóricas. Em seguida, as empresas foram segregadas por setor, para que fosse possível verificar o comportamento nos casos de fraude por setor.

Para avaliar se as variáveis contínuas seguem uma distribuição de probabilidade normal, foi realizado o teste Shapiro-Francia (apêndice B). Como o teste rejeitou a hipótese nula, de distribuição de normalidade dos dados, a um nível de significância de 0,05, para todas as variáveis quantitativas, em todos os anos do estudo. Optou-se pela utilização de um teste de hipótese não paramétrico, o teste U de Mann-Whitney. Enquanto para as variáveis categóricas, foi realizado teste de proporções.

Em seguida foi realizada a análise de regressão com dados em painel, de forma a detectar quais variáveis têm maior ou menor impacto sobre risco de uma empresa se envolver em fraude corporativa.

Este estudo utilizou como amostra empresas com ações negociadas na B3, excluindo-se as empresas financeiras, no período de 2006 a 2018, totalizando 277 empresas. Das empresas estudadas, 32 se envolveram em evento de fraudes, segundo os Processos Sancionadores da CVM e os processos do Ministério Público Federal.

A seguir são apresentadas as estatísticas descritivas para variáveis estudadas.

4.1.1 Estatística Descritiva para Variáveis Contínuas

A Tabela 1, sintetiza a análise descritiva para variável que representa o endividamento (ENDV). Nota-se que ao longo dos anos, o número de observações sofre variação (apêndice A). Isso pode ser explicado pela convergência das normas internacionais, onde as empresas passaram a divulgar mais informações. Tal comportamento também ocorreu para as demais variáveis do estudo.

Tabela 1

Estatísticas descritivas - comportamento do endividamento das empresas, segundo a ocorrência de fraude, entre os anos de 2006-2018

Período	Sem evento de fraude						Com evento de fraude						Valor P
	N	Min	máx.	méd.	p50	c.v.	N	min	máx.	méd.	p50	c.v.	
2006	180	-2427	215,4	-11,8	0,744	15,47	29	-103,8	12,04	-1,661	1,562	12,1	0,150
2007	191	-913,5	304,7	-3.959	1,057	20,18	30	-71,92	18,02	-2,996	0,851	5,724	0,719
2008	193	-1045	277,8	-2.326	1,427	34,35	30	-44,01	411,2	14,48	2,212	5,221	0,265
2009	198	-110,3	387,9	3.989	1,388	8,101	30	-16,95	49,09	4,855	1,100	2,502	0,595
2010	206	-1895	34,9	-7.541	1,538	17,55	30	-45,97	33,32	4,440	2,825	3,013	0,049
2011	210	-74,91	109,7	1,367	1,412	10,64	31	-56,79	219,7	4,157	2,034	10,35	0,776
2012	216	-157,2	468,9	5,252	1,693	9,155	31	-106,7	140,7	-0,544	2,300	68,19	0,922
2013	220	-224,7	5447	33,21	1,773	11,39	31	-13,59	27,33	3,672	2,964	2,446	0,338
2014	226	-2425	391,1	-8,604	2,044	19,26	31	-22,51	29,86	2,517	1,934	4,399	0,950
2015	228	-724,8	120,5	-3,776	1,901	14,58	31	-71,63	38,8	-1,803	0,198	10,62	0,320
2016	239	-372,8	114,7	-0,145	1,349	260,5	32	-816,9	672,8	-1,008	1,345	193,4	0,715
2017	243	-907,9	234,3	-1,485	1,185	41,63	32	-44,51	19,3	0,112	1,816	95,73	0,554
2018	243	-1570	35,25	-8,104	1,088	12,71	32	-100,3	23,43	-5,649	1,931	4,637	0,943

Fonte: Elaborado pela autora a partir das informações extraídas na base *Thomson Reuters*, acesso em 01 set 2019. N representa o número de observações; Min representa os valores mínimos; Max representa os valores máximos; Méd. representa a média aritmética; p50 representa a mediana; CV representa o coeficiente de variação (em módulo). Valor P indica os valores associados ao teste de Mann-Whitney.

Como a proxy do variável endividamento é a razão da dívida líquida pelo EBIT, os valores mínimos podem assumir valores negativos.

As medidas de tendência central, média e mediana, em sua maioria apresentam valores distantes tanto para o grupo de empresas onde ocorreu o evento de fraude, quanto para o grupo sem fraudes. Essa distância entre as medidas, são verificadas também através do coeficiente de variação.

Como por exemplo, no ano de 2016, para as empresas sem fraudes, a média é de -0,145, enquanto a mediana assume o valor de 1,349. Essas diferenças de valores se refletem no coeficiente de variação, com um valor de 260,50. Do mesmo modo, tomando o mesmo ano como base, para as empresas onde aconteceram eventos de fraudes. A tabela mostra uma média de -1,008 e uma mediana de 1,345, conseqüentemente o coeficiente de variação, atinge o valor de 193,40.

Observa-se que até final do ano de 2014, o grupo de empresas fraudulentas apresentavam endividamento acima daquelas que estão no grupo das não fraudulentas.

Posteriormente a esse período o endividamento das empresas que não se envolveram em fraude supera o grupo das empresas que se envolveram em fraude. Não sendo possível assim estabelecer algum tipo de relação entre tal variável e os episódios de fraude. A figura 5, demonstra essa situação.

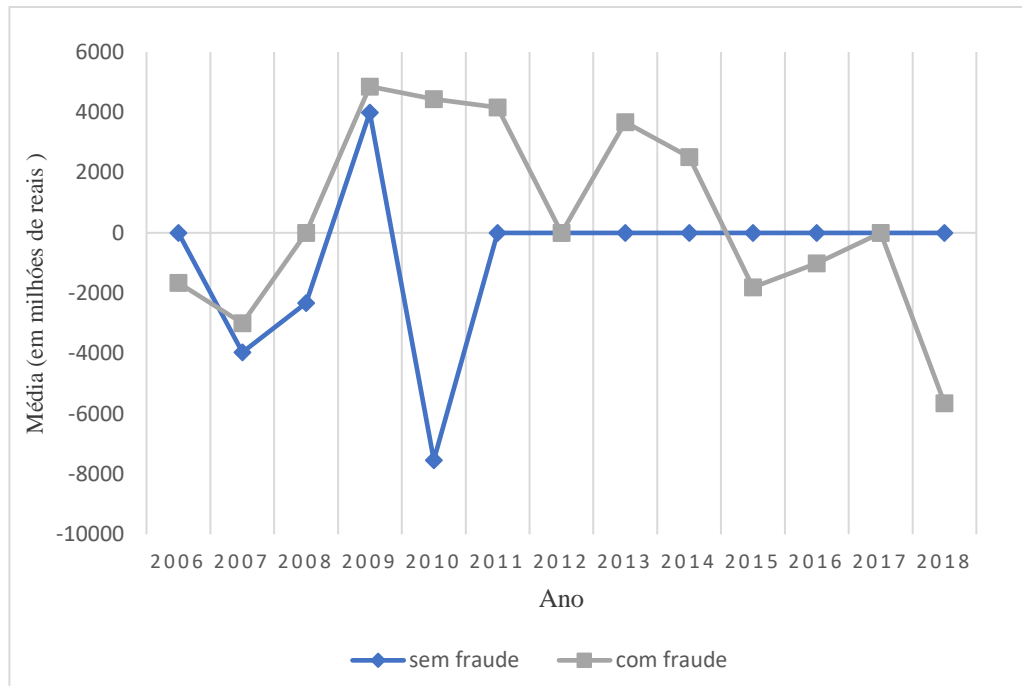


Figura 5 Endividamento médio para empresas fraudulentas e não fraudulentas

Fonte: Elaborada pela autora a partir das informações extraídas da base *Thomson Reuters*. Acesso em 01 set 2019.

Esse comportamento da variável pode ser confirmado pelo Teste de Mann-Whitney. Para todos os anos testados, a um nível de confiança de 95%, a hipótese nula não pode ser rejeitada. Isso significa que não foram encontradas diferenças nas medianas do endividamento para os grupos de empresas em cada ano. Ou seja, há evidências estatísticas de que essa variável não se comporta de maneira diferente em relação aos grupos (fraude ou não de fraude) analisados.

A Tabela 2 mostra as estatísticas descritivas para variável crescimento dos estoques (EST). É importante ressaltar que em alguns períodos estoques das empresas apresentam-se zerados. Dessa forma, ao longo de todos os anos, o valor mínimo, assumiu o valor “0”.

Tabela 2

Estatísticas Descritivas – comportamento dos estoques das empresas, segundo a ocorrência de fraude, entre os anos de 2006-2018

Período	Sem evento de fraude						Com evento de fraude						Valor P
	N	min	máx.	méd.	p50	c.v.	N	Min	máx.	méd.	p50	c.v.	
2006	180	0	0,626	0,113	0,0704	1,153	29	0	0,367	0,112	0,108	0,88	0,264
2007	191	0	0,483	0,103	0,0684	1,128	30	0	0,313	0,102	0,0869	0,912	0,410
2008	193	0	0,44	0,109	0,0728	1,062	30	0	0,321	0,0977	0,0708	0,915	0,676
2009	198	0	0,439	0,0943	0,0783	1,074	30	0	0,268	0,0861	0,0736	0,91	0,642
2010	206	0	0,466	0,088	0,0605	1,101	30	0	0,277	0,0898	0,0772	0,952	0,365
2011	210	0	0,648	0,0878	0,0524	1,155	31	0	0,258	0,0781	0,075	0,91	0,619
2012	217	0	0,567	0,0874	0,0387	1,165	31	0	0,235	0,0749	0,064	0,897	0,477
2013	220	0	0,414	0,0819	0,0332	1,182	31	0	0,288	0,0794	0,0534	0,927	0,223
2014	226	0	0,424	0,0832	0,0296	1,184	31	0	0,272	0,0776	0,0624	0,938	0,300
2015	228	0	0,412	0,0852	0,0253	1,221	31	0	0,217	0,0712	0,0628	0,892	0,463
2016	239	0	0,435	0,0825	0,0233	1,254	32	0	0,273	0,0807	0,0724	0,94	0,197
2017	243	0	0,481	0,0847	0,0231	1,284	32	0	0,405	0,0878	0,0827	1,016	0,166
2018	243	0	0,558	0,0888	0,0264	1,276	32	0	0,575	0,0926	0,0665	1,245	0,275

Fonte: Elaborado pela autora a partir das informações extraídas na base *Thomson Reuters*, acesso em 01 set 2019. N representa o número de observações; Min representa os valores mínimos; Max representa os valores máximos; Méd. representa a média aritmética; p50 representa a mediana; CV representa o coeficiente de variação (em módulo). Valor P indica os valores associados ao teste de Mann-Whitney.

Ao contrário do esperado, as empresas não fraudulentas, apresentam médias de estoques maiores do que aquelas que se envolveram em fraude. No ano de 2011, por exemplo, enquanto as empresas sem fraudes, tem uma média de estoque de 0,0878, as empresas fraudulentas têm média de 0,0781. Apenas após o ano de 2016, as empresas fraudulentas contam com estoques maiores em comparação as empresas não fraudulentas.

Em 2017, enquanto as empresas não fraudulentas têm média de 0,0847, as fraudulentas têm média de 0,0878. No ano seguinte, o primeiro grupo assume 0,0888, enquanto o segundo 0,0926. Como nota-se, apesar das empresas fraudulentas possuírem médias maiores, essa diferença, não parece ser significativa estatisticamente.

A Figura 6, demonstra como esse comportamento médio oscila ao longo dos anos, onde existem períodos que as empresas sem fraude possuem estoques maiores, como por exemplo de 2013 a 2016. Seguidos por períodos em que a situação se inverte, como ocorre entre os anos de 2017 a 2018.

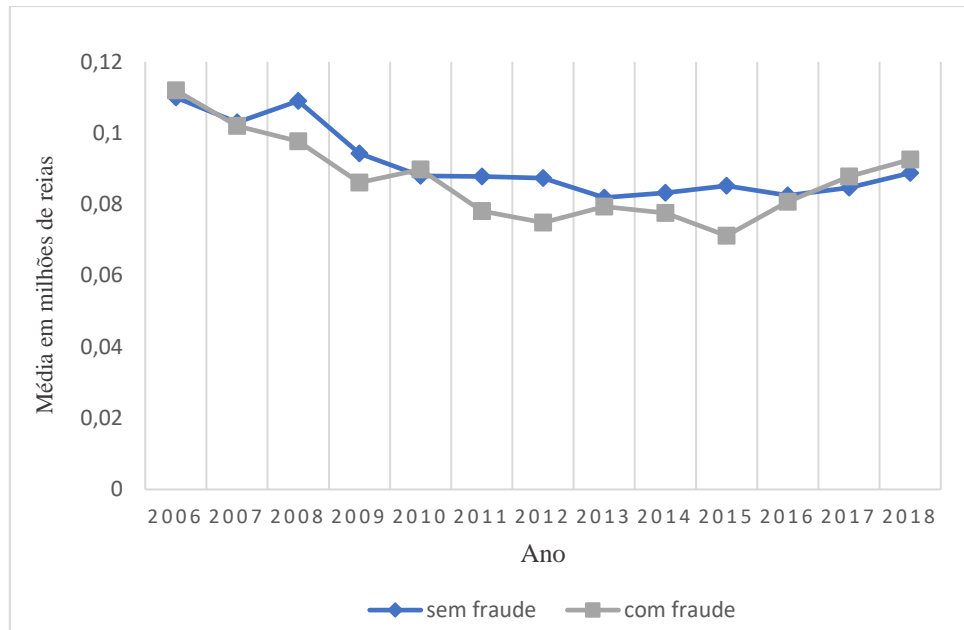


Figura 6. Estoque médio para empresas fraudulentas e não fraudulentas
 Fonte: Elaborada pela autora a partir das informações extraídas da base *Thomson Reuters*
 Acesso em 01 set 2019.

Apesar dos valores entre média e mediana serem próximos, os dados apresentam alta dispersão, com valores superiores a 30%. Em relação aos valores p, representados na tabela 2 observa-se que em todos os anos a hipótese nula não foi rejeitada. Portanto, não existem evidências estatística que indiquem diferenças no comportamento dos estoques, devido a contexto de fraude.

Assim como no caso da variável que representa o endividamento, não se pode dizer que a variável estoque se comporta de maneira diferente segundo a ocorrência ou não de eventos de fraude o que significa que os estoques não aumentam ou diminuem em função da ocorrência do evento fraude.

A terceira variável analisada foi o valor dos passivos das empresas fraudulentas e não fraudulentas (PASS). Os indicadores para estatística descritiva estão representados na Tabela 3.

Em relação ao número de observações, assim como apresentado anteriormente, os valores variam positivamente. Os valores mínimos apresentam-se próximos para empresas fraudulentas e não fraudulentas. Como no ano de 2007, onde empresas não fraudulentas apresentaram valor de 0,000 no grupo de empresas fraudulentas, o valor mínimo foi de 0,005.

Tabela 3

Estatísticas descritivas – comportamento dos passivos totais das empresas, segundo a ocorrência de fraude, entre os anos de 2006-2018

Período	Sem evento de fraude						Com evento de fraude						Valor P
	N	min	máx.	méd.	p50	c.v.	N	min	máx.	méd.	p50	c.v.	
2006	180	0,000	77,90	2,169	0,411	3,027	29	0,028	105,1	7,607	0,670	2,714	0,046
2007	191	0,000	71,09	2,244	0,450	2,745	30	0,005	109,7	8,045	1,005	2,617	0,050
2008	193	0,000	83,42	2,715	0,615	2,696	30	0,030	151,1	11,06	1,513	2,604	0,032
2009	198	0,000	74,19	2,668	0,788	2,414	30	0,030	184,5	12,58	1,741	2,746	0,020
2010	206	0,000	98,34	3,207	0,885	2,555	30	0,024	209,7	14,77	1,994	2,692	0,020
2011	210	0,000	95,09	3,491	1,198	2,366	31	0,019	266,9	17,22	1,748	2,858	0,036
2012	217	0,005	111,3	3,889	1,171	2,406	31	0,035	332,3	21,69	3,565	2,836	0,029
2013	220	0,005	139,8	4,091	1,218	2,646	31	0,049	403,6	24,25	3,167	3,008	0,029
2014	226	0,005	159,8	4,484	1,260	2,713	31	0,058	482,7	28,89	3,751	3,025	0,033
2015	228	0,000	206,1	5,186	1,430	2,936	31	0,069	642,2	37,53	2,773	3,089	0,025
2016	239	0,004	189,0	5,030	1,292	2,758	32	0,059	552,2	33,01	3,238	2,996	0,016
2017	243	0,005	180,0	5,220	1,299	2,567	32	0,048	561,9	33,49	3,322	3,014	0,026
2018	243	0,005	168,0	5,879	1,425	2,302	32	0,045	576,9	33,03	3,695	3,120	0,038

Fonte: Elaborado pela autora a partir das informações extraídas na base *Thomson Reuters*. Acesso em 01 set 2019. N representa o número de observações; Min representa os valores mínimos; Max representa os valores máximos; Méd. representa a média aritmética; p50 representa a mediana; CV representa o coeficiente de variação (em módulo). Valor P indica os valores associados ao teste de Mann-Whitney.

Porém, em relação aos valores máximos, existe maior discrepância, especialmente a partir do ano de 2012, quando as empresas fraudulentas possuem passivos mais elevados. Nesse ano observa-se que enquanto as empresas não fraudulentas tiveram como valor máximo, R\$111,3, as empresas fraudulentas, apresentavam um valor aproximadamente três vezes superior, R\$ 333,3.

Esse comportamento reflete na média em todos os anos do estudo. As empresas fraudulentas mantiveram passivos com valores superiores ao de empresas não fraudulentas. No ano de 2015, os valores dos passivos de empresas fraudulentas atingem o seu valor máximo. O gráfico das médias é apresentado na figura 7.

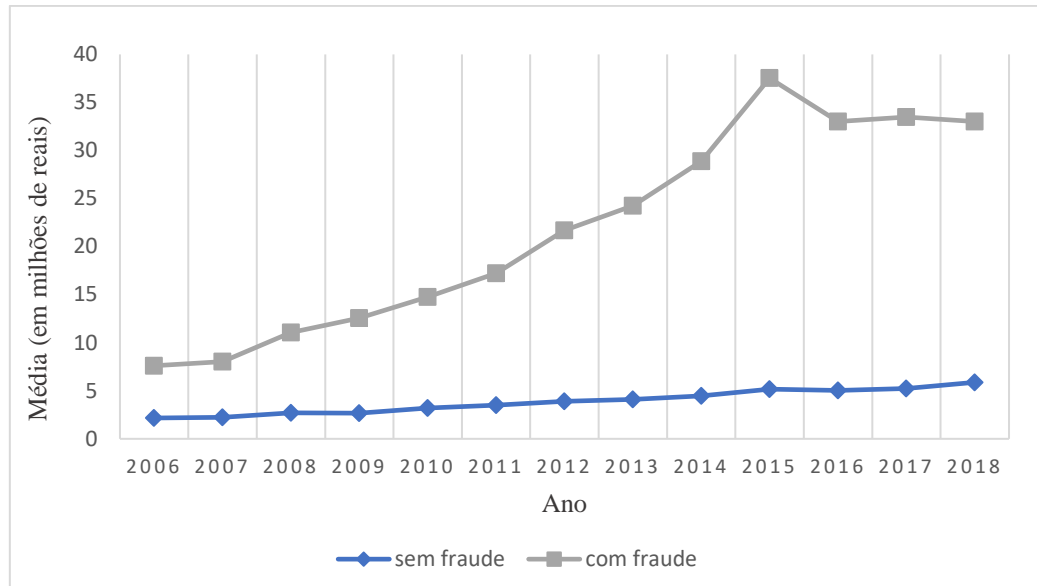


Figura 7. Passivo médio para empresas fraudulentas e não fraudulentas

Fonte: Elaborada pela autora a partir das informações extraídas da base *Thomson Reuters* Acesso em 01 set 2019

Comparando os montantes do passivo entre empresas que se envolveram em fraudes e aquelas que não se envolveram, os resultados do Teste de Mann-Whitney, a um nível de significância de 5%, sugerem a existência de diferença estaticamente significativa (valor $P < 0,05$) no valor mediano do passivo entre essas empresas (ver Tabela 3).

Ao contrário das demais variáveis até aqui analisadas, a variável Passivo, apresenta um padrão de comportamento em relação a situação de fraude. Esse comportamento está refletido ao longo dos anos analisados em que as empresas fraudulentas demonstraram maiores valores de passivos em relação as empresas não fraudulentas.

Todas as estatísticas descritivas contribuíram para essa conclusão demonstrando que a média em todos os anos das empresas fraudulentas foi superior, conseqüentemente, a mediana também foi maior. Porém, assim como ocorreu com as demais variáveis, o coeficiente de variação, apresentou grande dispersão, acima de 30%.

Por fim, o teste não paramétrico, confirmou a diferença nas amostras (com fraude e sem fraude). Considerando um nível de significância de 5%, para todos os anos do estudo, a hipótese nula de igualdade de medianas foi rejeitada. Com isso conclui-se que o comportamento da variável que representa os passivos das empresas possui comportamento diferente, quando comparado empresas com fraude e sem fraude.

4.1.2 Estatísticas Descritivas para Variáveis Categóricas

Após análise das variáveis contínuas passou-se para a análise das variáveis categóricas do modelo, quais sejam: Tipo de firma de Auditoria (AUDT), Rentabilidade da empresa (ROA) e Perdas Operacionais (P_OP).

Em relação a variável AUDT – que representa o tipo de firma de auditoria responsável, segregadas em dois grupos: *Big Four* e Outras. As *Big Four* representam as firmas: Deloitte, EY, KPMG e PwC – as estatísticas descritivas estão representadas na tabela 4.

Tabela 4

Estatísticas Descritivas para variável que representa o tipo de firma de auditoria, segundo a ocorrência de fraude, entre os anos de 2006 a 2018

Período	Sem evento de fraude				Com evento de fraude				Valor P
	Outras		<i>Big Four</i>		Outras		<i>Big Four</i>		
	N	%	N	%	N	%	N	%	
2006	81	33,2	163	66,8	17	53,1	15	46,8	0,027
2007	89	36,3	156	63,6	18	56,2	14	43,7	0,029
2008	82	33,6	165	66,3	18	56,2	14	43,7	0,012
2009	68	27,7	177	72,2	14	43,7	18	56,2	0,062
2010	63	25,7	182	74,2	12	37,5	20	62,5	0,159
2011	75	30,6	170	69,3	13	40,6	19	59,3	0,253
2012	76	31,0	169	69,9	14	43,7	18	56,25	0,148
2013	79	32,2	166	67,7	16	50,0	16	50,0	0,047
2014	74	30,2	171	69,8	16	50,0	16	50,0	0,024
2015	88	35,9	157	64,0	16	50,0	16	50,0	0,122
2016	89	36,3	156	63,6	17	53,1	15	46,8	0,066
2017	99	40,4	146	59,5	18	56,2	14	43,7	0,088
2018	102	41,6	143	58,3	19	59,3	13	40,6	0,057

Fonte: Elaborado pela autora a partir das informações extraídas na base *Thomson Reuters* Acesso em 01 set 2019. Nota: N representa o número de observações; Valor P indica os valores associados ao teste de Mann-Whitney.

Em relação ao evento fraude os resultados mostram que a maioria das empresas que não se envolveram em fraude foram auditadas por uma firma pertencente ao grupo das *Big Four*. Apesar desse percentual oscilar entre 58,3% e 74,2%, ele se mantém superior ao longo de todos os anos para esse grupo de firma de auditoria.

Quando se analisa as empresas que se envolveram em fraude os resultados se comportam de maneira diferente. Dos anos de 2006 a 2008, das empresas fraudulentas, a maior parte foi auditada por firmas que não compõem o grupo das *Big Four*. Nos anos seguintes, 2009 a 2012, os resultados se invertem, e a maioria das empresas fraudulentas são aquelas auditadas

por *Big Four*. Em relação aos anos de 2013 a 2015 o comportamento das empresas com fraudes é o mesmo, independente da firma de auditoria, 50%. Na sequência, 2016 a 2018, os valores se alteram e os casos de fraudes, em sua maioria, se referem àquelas empresas que foram auditadas por firmas classificadas como “Outras”.

Em relação ao Teste de proporções, os valores estão representados na coluna “valor p” da tabela 4. Os resultados oscilam de acordo com o ano. Nos anos de 2006, 2007, 2008, 2013 e 2014 é possível verificar que existe diferenças nos comportamentos de empresas auditadas por *Big Four*, daquelas auditadas por outro tipo de firma, segundo o evento fraude e não fraude. Dessa forma, para essas observações o tipo de firma de auditoria influencia no risco de fraude.

Porém para os demais anos, a um nível de significância de 5%, não foi possível rejeitar a hipótese nula. Isso significa dizer que não foram encontradas diferenças nos grupos de amostras estudadas, o que leva a afirmar que o evento fraude não apresentou comportamento diferente em relação a firma de auditoria para esses anos.

A segunda variável categórica analisada ROA, trata-se de uma variável indicadora para a rentabilidade da empresa em relação ao setor que está inserida. Sendo essa superior ou inferior à média do setor. A Tabela 5 apresenta os resultados dos principais indicadores descritivos.

Tabela 5

Estatísticas Descritivas – comportamento da variável rentabilidade, segundo a ocorrência de fraude, entre os anos de 2006 a 2018

Período	Sem evento de fraude				Com evento de fraude				Valor P
	Inferior à média do setor		Superior à média do setor		Inferior à média do setor		Superior à média do setor		
	N	%	N	%	N	%	N	%	
2006	52	28,57	130	71,43	10	35,71	18	64,29	0,441
2007	61	31,61	132	68,39	13	46,43	15	53,57	0,121
2008	62	31,79	133	68,21	13	46,43	15	53,57	0,126
2009	70	35,00	130	65,00	12	42,86	16	57,14	0,418
2010	70	33,98	136	66,02	14	50,00	14	50,00	0,098
2011	69	32,55	143	67,45	11	37,93	18	62,07	0,564
2012	54	24,66	165	75,34	9	31,03	20	68,97	0,459
2013	50	22,62	171	77,38	11	36,67	19	63,33	0,093
2014	104	46,02	122	53,98	18	58,06	13	41,97	0,208
2015	62	27,19	166	72,81	9	29,03	22	70,97	0,828
2016	76	31,80	163	68,20	11	34,38	21	65,63	0,769
2017	77	31,69	166	68,31	9	28,13	23	71,88	0,683
2018	113	46,50	130	53,50	17	53,13	15	46,88	0,481

Fonte: Elaborado pela autora a partir das informações extraídas na base *Thomson Reuters*. Acesso em 01 set 2019
 Nota: N representa o número de observações; Valor P indica os valores associados ao teste de Mann-Whitney.

Em relação as empresas que não se envolveram com fraudes, observa-se que para todos os anos da análise, a maioria das empresas obteve rentabilidade superior à média do setor. Por exemplo, no ano de 2006 do total de empresas que não se envolveram com fraude (182), 71,43% apresentou rentabilidade maior que a média observada no setor nesse ano. O maior percentual foi verificado em 2013 que alcançou 77,38% de empresas com rentabilidade acima do setor. O menor percentual nessa variável foi de 53,50% verificada em 2018, porém, mantendo-se acima da média de rentabilidade do setor.

Já com relação as empresas fraudulentas, tem-se resultados diferentes em relação às empresas que não se envolveram em fraudes nos anos analisados. Entre os anos de 2006 a 2009, a maior parte das empresas obtiveram rentabilidade superior à média do setor. No ano de 2010, os valores mostram que 50% das empresas obtiveram média inferior e 50% média superior à média do setor. Para os anos seguintes, com exceção dos anos de 2014 e 2018, as empresas tiveram rentabilidade superior à média do setor.

Após a análise da estatística descritiva foi realizado o Teste de Proporções, anualmente. Verificou-se que a nível de significância de 5%, não é possível rejeitar a hipótese nula. Esse resultado sugere não haver diferenças entre os grupos analisados – com fraude e sem fraude – em relação à rentabilidade do setor em que as empresas estão inseridas. Dessa forma verifica-se que o indicador rentabilidade não serve como *red flag* para indícios fraudes.

A última variável analisada, foi a variável que representa as perdas operacionais das empresas (P_OP). A estatística descritiva é apresentada na Tabela 6.

Em relação as empresas que não se envolveram em fraudes, observa-se que em todos os anos analisados, a maioria das empresas obteve ROE positivo, o que sugere, salvo exceções, que não houve perdas operacionais. Em 2006, por exemplo, 82,72% das empresas analisadas, obtiveram ROE positivo, sugerindo que não tiveram perdas operacionais. Esse percentual se mantém acima de 70% para todos os anos, com exceção de 2016, onde as empresas sem perdas operacionais atingem o 69,87%.

O resultado se assemelha ao grupo de empresas fraudulentas, que também em sua maioria, teve empresas sem perdas operacionais. O percentual varia entre 61,29% a 84,38%.

Tabela 6

Estatísticas Descritivas - comportamento das perdas operacionais das empresas, segundo a ocorrência de fraude, entre os anos de 2006-2018

Período	Sem evento de fraude				Com evento de fraude				Valor P
	ROE positivo		ROE negativo		ROE positivo		ROE negativo		
	N	%	N	%	N	%	N	%	
2006	149	82,78	31	17,22	22	75,86	7	24,14	0,371
2007	156	81,68	35	18,39	24	80,00	6	20,00	0,826
2008	154	79,79	39	20,21	22	73,33	8	26,67	0,420
2009	177	89,39	21	10,61	23	76,67	7	23,33	0,048
2010	181	87,86	25	12,14	24	80,00	6	20,00	0,234
2011	174	82,86	36	17,14	21	67,74	10	32,26	0,046
2012	166	76,50	51	23,50	19	61,29	12	38,71	0,069
2013	169	76,82	51	23,18	21	67,74	10	32,26	0,271
2014	170	75,22	56	24,78	20	64,52	11	35,48	0,203
2015	164	71,93	64	28,07	23	74,19	8	25,81	0,792
2016	167	69,87	72	30,13	21	65,63	11	34,38	0,624
2017	190	78,19	53	21,81	20	65,50	12	37,50	0,050
2018	201	82,72	42	17,28	27	84,38	5	15,63	0,815

Fonte: Elaborado pela autora a partir das informações extraídas na base *Thomson Reuters*. Acesso em 01 set 2019
 Nota: N representa o número de observações; ROE positivo representa as empresas que não tiveram perdas operacionais. ROE negativo representa as empresas que tiveram perdas operacionais. Valor P indica os valores associados ao teste de Mann-Whitney.

Os resultados do teste de proporções indicam que para os anos de 2009, 2011 e 2017, considerando um nível de significância de 5%, a hipótese nula para igualdade de proporções é rejeitada. Porém para os demais anos, a hipótese nula não pode ser rejeitada. Dessa forma verifica-se que não existem diferenças entre os comportamentos dos grupos em relação as perdas operacionais, o que sugere não haver evidências de que esse indicador possa ser inserido como *red flag* para riscos de fraude.

Ainda em relação a análise descritiva, as empresas foram segmentadas por Setor Econômico de acordo com a classificação da Bovespa, que segrega em: Bens Industriais, Consumo Cíclico, Consumo não cíclico, Materiais Básicos, Petróleo, Gás e Combustível. Saúde, Tecnologia da Informação, Telecomunicações e Utilidade Pública.

A Tabela 7, demonstra o percentual de empresas fraudulentas e não fraudulentas em relação ao setor econômico a que pertencem.

Tabela 7

Estatística Descritiva por setor

	Sem evento de fraude		Com evento de fraude	
	Nº de observações	%	Nº de observações	%
Bens Industriais	637	87,50	91	12,50
Consumo Cíclico	962	91,36	91	8,64
Consumo não cíclico	247	86,36	39	13,64
Materiais Básicos	325	86,21	52	13,79
Petróleo, gás e combustível	65	50,00	65	50,00
Saúde	234	94,74	13	5,26
Tecnologia da Informação	91	100,00	0	0,00
Telecomunicações	13	25,00	39	75,00
Utilidade Pública	611	95,92	26	4,08

Nota: Classificação - Setor Econômico Bovespa. O setor Financeiro e o setor “Outros” foram excluídos da amostra. Dados extraídos através da base Economática.

Conforme se verifica na Tabela, o setor de “Tecnologia da Informação” é o único que não possui empresas envolvidas em fraudes corporativas, seguido pelo setor de “Utilidade Pública” que teve um percentual de 95,92% e por telecomunicações que teve 94,74% de observações em empresas sem envolvimento com fraude.

Em relação as empresas que se envolveram em fraude, o setor com o maior percentual é o de “Telecomunicações” que teve um percentual de 75%. Seguido pelo setor de “Petróleo, gás e combustível”, que apresentou um percentual de 50%.

4.2 Análise dos Coeficientes Estimados e Discussão

Com o objetivo de verificar a capacidade preditiva dos *red flags*, tornou-se necessária a análise da relevância estatística das variáveis explicativas, indicando a existência de associação de cada uma delas como o comportamento da variável dependente (Fraude) do estudo. Para isso foi realizado a análise dos dados utilizando o modelo de regressão logística longitudinal para identificar a relação entre a variável dependente fraude e as demais variáveis independentes do estudo. A tabela 8, apresenta os resultados.

Tabela 8

Coefficientes estimados para um modelo de regressão logística longitudinal de intercepto aleatório que relaciona as fraudes corporativas com diversas características entre os anos de 2006 a 2018

Variáveis	Razão de chance	Erro Padrão	Valor P
Firma de Auditoria			
Outras	1		
<i>Big Four</i>	0,341	0,998	0,302
Endividamento	0,999	0,003	0,979
Estoques	1,214	5,486	0,834
Rentabilidade			
Abaixo da média	1		
Acima da média	0,765	0,935	0,991
Passivos Totais	1,085	0,019	0,000
Perdas Operacionais			
ROE negativo	0,911		
ROE positivo	1	0,920	0,812
Constante	8,94	1,300	0,000

Nº de obs. = 3057

Nº de grupos = 277

Wald chi2 = 25,23%

Prob > chi2 = 0,000

Fonte: Elaborado pela autora a partir das informações extraídas na base *Thomson Reuters*. Acesso em 01 set 2019

Pelos resultados da tabela não foi possível verificar associação entre a variável Firma de Auditoria (AUDT) e o risco de fraude, divergindo da literatura. Autores como Apostolou e Hassell (1993) Lim et al. (2012) Lisic, Silveri, Song, e Wang (2015); Medrado (2016) e Moyes (2007) afirmam que o tamanho da empresa de auditoria pode ser visto como um substituto para a cultura corporativa inerente a todas as organizações, e dessa forma influenciar o parecer emitido.

Acredita-se que os auditores de empresas de auditoria maiores detêm maior conhecimento e compromisso na realização dos trabalhos de auditoria. Além disso, os profissionais de empresas de auditoria maiores provavelmente auditariam empresas também maiores e por esse motivo seriam mais sensíveis ao risco de fraude (Apostolou & Hassell, 1993); Moyes, 2007).

Os achados, apesar de divergentes da literatura, estão em sintonia com algumas empresas que se envolveram em escândalos de fraudes corporativas como Enron e mais recentemente da Petrobras, ambas auditadas por firmas de auditoria *Big Four*.

Em relação ao *red flag* endividamento, Dichev et al. (2016), argumenta que o aumento da dívida das entidades pode representar um indicativo de *red flag* de riscos de fraude. Empresas com um alto endividamento são mal vistas pelo mercado financeiro, pois logo se depreende que a dependência de empréstimos para financiar o seu negócio ou o seu crescimento poderá corroer os seus lucros atuais e futuros em função do crescimento do endividamento causado pelo gasto com juros e ou novos empréstimos e tal situação poderá levar a uma falência (Medrado, 2016).

No entanto, para o conjunto de dados analisados, não foram encontradas associações estaticamente significativas contrariando os achados de Medrado (2016). No entanto destaque-se que a métrica para classificação como fraudulenta e não fraudulenta e o método estatístico utilizados foram diferentes do estudo realizado pela autora, o que pode influenciar o resultado.

Como afirma Brito e Lima (2005) o endividamento pode estar associado a lucratividade das empresas. Segundo os autores, empresas mais lucrativas apresentam condições para aumentar o endividamento, pois não incorrerem em riscos de falência. Dessa forma, o endividamento pode estar ligado a uma projeção de negócio e não ter relação com situação fraudulenta. Além disso, o endividamento pode estar associado a características macroeconômicas, como taxa de juros, por exemplo (Santos, Martins, Figueira, & Sanches, 2018).

O terceiro *red flag* analisado foi estoque (EST). Autores como Dichev et al. (2016); Golden et al.(2013);Medrado (2016); Murcia & Borba (2007) afirmam que o crescimento de estoques pode representar risco de fraude. A manipulação pode ser realizada através de registro de valores fictícios nessa conta.

Nos resultados apresentados na Tabela 8, verifica-se que a variável não apresentou significância estatística, o que sugere a ausência de associação a situação de fraude. Como já destacado, muitas empresas que incorrem em fraude, não possuem estoque, pelo próprio ramo de negócio. Dessa forma, a análise do estoque como *red flag* pode ter melhor capacidade preditiva quando aplicada a empresas da mesma atividade. Quando aplicado a um grupo heterogêneo de empresas os dados da pesquisa indicam que ele não apresenta significância estatística como um indicador útil para previsão de fraude.

Em relação à rentabilidade, analistas normalmente comparam as demonstrações contábeis das entidades com o objetivo de identificar oportunidades de investimentos, cuja análise envolve a verificação de possíveis fraudes (Wells, 2005). A rentabilidade das empresas pode ser ameaçada por condições econômicas, setoriais ou operacionais o que pode pressionar a gestão das empresas. Por isso, gestores podem estimular os preços de suas ações via alterações na rentabilidade (Hegazy & Kassem, 2010; Apostolou & Hassell, 1993; Dichev et al., 2016;

Omar & Mohamad Din, 2010; Yücel, 2013). Nesse sentido se a rentabilidade apresentada pela entidade não corresponder com a média do setor, sugere indícios de risco de fraude, sendo considerado como um *red flag* para tal (Murcia et al., 2008).

Os achados deste estudo, porém, não demonstraram associação estaticamente significativa dessa variável em relação ao risco de fraude. O resultado contraria os achados de Medrado (2016), que encontrou relação entre essa variável e o risco de fraude. A autora argumenta que empresas que atuam em um determinado setor seguem uma mesma dinâmica com relação aos seus custos e ao seu mercado de venda de produtos, conseqüentemente, as suas medidas de rentabilidade não deveriam apresentar divergência significativa ao longo do tempo.

No entanto há que se ressaltar que, apesar de atuarem no mesmo setor, essas empresas podem possuir portes diferentes e, conseqüentemente, mesmo estando dentro de um mesmo setor, podem ter rentabilidades diferentes. O que torna a média uma medida pouco eficaz para construção da variável.

Além disso, nesse estudo a construção dessa variável se deu de forma diferente de Medrado (2016). Em sua pesquisa Medrado construiu a variável a partir da diferença entre a rentabilidade da empresa estudada pela média do setor. No presente estudo, a variável foi categorizada, de forma que as empresas que estavam acima da média do setor, independente do quanto os valores eram superiores, foram agrupadas na mesma classe. Essa diferença na metodologia pode provocar resultados divergentes.

Em relação com os passivos das empresas ao longo dos anos, os resultados sugerem a existência de uma associação positiva e estatisticamente significativa a nível de 1%, sugerindo que empresas fraudulentas possuem maiores passivos. Além disso, os valores de *odds ratio*, indicam que a chance de ocorrer fraude é de 0,085 para cada unidade de passivo aumentado.

O resultado corroboram os achados de Dichev et al. (2016), que ao realizar entrevistas com diversos diretores financeiros em busca de *red flags* para identificar falsa representação de ganhos nas demonstrações contábeis, revelou que elevado passivo em uma empresa constitui um indicativo a ser buscado por investidores e analistas financeiros para detectar distorções nas informações contábeis.

Uma possível explicação, seria o caráter subjetivo de algumas contas que formam o passivo, como por exemplo, provisões e ajustes de passivos a valor justo. Em determinadas circunstâncias profissionais envolvidos na elaboração e publicação destas informações buscam maximizar os resultados, por interesses próprios ou de terceiros (Favoretto, Corrêa, Silva, & Grecco, 2017) o que influencia na manipulação dos números contábeis dos passivos.

O último *red flag* testado foi o que trata de perdas operacionais. Os gestores de empresas com recorrentes perdas operacionais podem se sentir pressionados para melhorar a situação, estimulando o gestor a prática de fraude. Na presente pesquisa os resultados não corroboram com essa hipótese, uma vez que a variável não se mostrou estatisticamente significativa (Valor $P = 0,812$), sugerindo que os dados coletados não permitem estabelecer associação entre as perdas operacionais e o risco de fraude.

Para Burgstahler & Dichev (1997) uma explicação plausível para a falta de associação está no fato de que os gestores evitam reportar perdas diante da aversão a perdas dos agentes do mercado de capitais. De acordo com os autores, O registro de uma perda pode ser impactante para as decisões de analistas e investidores. Assim, os gestores “gerenciam” os resultados e não apresentam perdas significativas em seus relatórios contábeis (Reis, Lamounier, & Bressan, 2015). Nesse caso, a manipulação dos relatórios inviabiliza a eficácia do uso desse indicador como *red flags* dificultando a identificação precoce de indícios de fraude.

5 CONCLUSÃO

A presente pesquisa teve o propósito de verificar a contribuição dos *red flags* derivados de relatórios financeiros na detecção de fraudes corporativas. Nesse sentido, o estudo fez uma revisão teórica a respeito das pesquisas com a temática em fraudes corporativas, especialmente daquelas que apontavam possíveis indicadores, chamados de *red flags*, para identificação de situações de fraude.

A temática é relevante no ambiente contábil, uma vez que a Contabilidade tem a responsabilidade de salvaguardar os ativos das empresas, além de garantir que os demonstrativos financeiros sejam apresentados com fidedignidade, influenciando na credibilidade da informação contábil e dos serviços prestados. Destaca-se que o tema de *red flags* foi desenvolvido no ambiente de auditoria e por isso, parte das pesquisas em relação ao tema tem por base esse ambiente, explorando principalmente metodologias derivadas de entrevistas e questionários.

Porém, com o aumento dos casos de fraudes corporativas e os prejuízos derivados, outros grupos de interesse começaram a explorar tais indicadores, principalmente analistas de investimentos, de crédito e órgãos governamentais. Tal interesse se reflete nas pesquisas acadêmicas, que passaram a considerar esses grupos para verificar a importância percebida dos *red flags*.

Os avanços nas pesquisas de indicadores de fraude demonstram a preocupação da academia e do mercado em relação ao tema. Os efeitos das fraudes podem ser nefastos para toda cadeia levando prejuízos a todos, indistintamente. Os resultados da presente pesquisa adicionam conhecimento no que diz respeito ao uso de demonstrações financeiras e ferramenta estatístico que beneficia a todos no ambiente corporativo, sejam eles acionistas, credores, órgãos governamentais, reguladores ou a sociedade.

Os *red flags* escolhidos neste estudo – firma de auditoria, endividamento, estoque, rentabilidade, passivo e perdas operacionais - foram aqueles já identificados como preditores de fraudes por outras pesquisas. No entanto a metodologia usada valeu-se de testes estatísticos aplicados a indicadores obtido de uma amostra de empresas que conhecidamente se envolveram em fraudes.

Os resultados da presente investigação sugerem que apenas a variável “Passivo” (PASS) possui associação estaticamente significativa para a amostra selecionada e metodologia adotada. Dessa forma, o único *red flag* capaz de contribuir para detecção de situação de fraude, foram os passivos totais. As demais variáveis não apresentaram significância estatística, e,

consequentemente, frustra a expectativa de que eles apresentassem capacidade preditiva de fraudes.

Portando, considerando as empresas e os *red flags* analisados, os resultados sugerem que o tamanho dos passivos está associado com empresas fraudulentas e pode ser destacado como único padrão de comportamento econômico financeiro relacionado a fraudes, identificado na presente pesquisa. Os demais *red flags* no presente estudo não se mostraram como possível padrão de comportamento econômico financeiros em relação ao evento fraude, tendo por base a amostra utilizada.

As divergências dos resultados da presente pesquisa com a literatura analisada podem ser derivadas da metodologia utilizada. As variáveis predictoras de fraudes listadas na literatura com abordagem de entrevistas, em muitos estudos foram desenvolvidas baseadas em critérios que os participantes da pesquisa acreditavam ser adequadas para a previsão de fraudes. No entanto, tais variáveis podem não suportar testes empíricos em uma amostra com empresas heterogêneas, afetando sua capacidade preditiva.

Além disso, o tamanho da amostra de empresas fraudulentas, baseada nos processos da CVM e nas ações do Ministério Público Federal tem poder para afetar os resultados da pesquisa. Portanto, pode haver erros de classificação, uma vez que, empresas que estão com eventos de fraudes em andamento ainda não foram descobertas ou divulgadas. Nesse caso, tais empresas podem ter sido classificadas erroneamente, nesse estudo, como não fraudulentas.

Ademais, empresas fraudulentas, frequentemente desenvolvem novas técnicas de manipulação de dados, muitas vezes com operações *off balance*, o que dificulta a detecção de irregularidades através de demonstrativos financeiros, cuja descoberta só é possível por meio de denúncia.

Outro fator importante e não analisado na presente pesquisa diz respeito ao aprendizado que as empresas envolvidas em fraudes permitiram a seus gestores e demais envolvidos, o que pode ser utilizado para “aperfeiçoar” os processos de cometimento de fraudes. Nesse sentido destaca-se que para as empresas, além de estabelecer critérios de análises dos indicadores é importante o desenvolvimento de sistemas de monitoramento e vigilância com capacidade para capturar a fraude.

Todos esses fatores, demonstram a dificuldade em se identificar uma situação de fraude precocemente. Além disso, fazer essa identificação a partir de *red flags* baseando-se em relatórios financeiros que são construídos, pelos mesmos gestores responsáveis pelas fraudes, torna-se uma tarefa ainda mais árdua.

Neste sentido no processo de pesquisa verificou-se a necessidade de abordar a temática de formas diferentes. Como por exemplo, explorar as características comportamentais e de aprendizagem, que não foram pesquisadas neste estudo, que sugere potencial para exercer papel importante na detecção desse tipo de evento. Utilizar fatores comportamentais associados a indicadores financeiros pode contribuir para que seja possível chegar mais próximo a um possível modelo de risco de fraude.

Podem ainda ser exploradas outras metodologias para construção da variável “Fraude”. No presente trabalho, optou-se por se basear em casos já descobertos de fraudes. Essa variável pode ser construída levando-se em consideração situações potenciais de fraude, como, problemas na publicação de informações, quantidade de acionistas, tipo de empresa, quantidade de processos, entre outros.

Além disso, o *red flag* “Passivos”, testado por este trabalho, pode ser estudado de forma minuciosa, de modo que seja possível identificar quais subcontas estariam contribuindo, por tornar o indicador como um potencial risco para fraudes.

É relevante também, discutir a utilização de outros modelos estatísticos. A literatura internacional vem demonstrando, resultados relevantes em relação a capacidade preditiva, em abordagens feitas a partir de mineração de dados, com uso de técnicas como redes neurais.

Os resultados encontrados por este estudo, mesmo diante das limitações expostas, contribuem na discussão da qualidade dos métodos utilizados para detecção de fraudes. Os modelos que captam a tendência/probabilidade podem não estar sendo suficientes na identificação de riscos de fraude. Nesse sentido o uso de inteligência artificial pode ser uma importante ferramenta para isso, principalmente para os profissionais contábeis e organizações.

Tais sugestões de pesquisa demonstram lacunas que um trabalho conjunto da academia e das organizações podem evoluir para que as fraudes possam ser detectadas, evitando assim, os prejuízos causados por esse tipo de evento.

REFERÊNCIAS

- Albrecht WS, Romney MB. (1986). Red-flagging management fraud: a validation. *Advances in Accounting*
- Ameixieira, M. P., & Maria, S. (2013). Economia da corrupção e crescimento económico : uma proposta de sistematização.
- Andreola Dalla Vecchia, L., Mazzioni, S., Luiz Poli, O., & Dias de Moura, G. (2018). Corrupção e Contabilidade: Análise Bibliométrica da Produção Científica Internacional Corruption and Accounting: Bibliometric Analysis of International Scientific production. https://doi.org/10.21446/scg_ufrj.v13i3.20033
- Apostolou, B., & Hassell, J. M. (1993). An empirical examination of the sensitivity of the analytic hierarchy process to departures from recommended consistency ratios. *Mathematical and Computer Modelling*, 17(4–5), 163–170. [https://doi.org/10.1016/0895-7177\(93\)90184-Z](https://doi.org/10.1016/0895-7177(93)90184-Z)
- Araújo, E. C. C. de, Rodrigues, V. R. dos S. R., Monte-Mor, D. S., & Correira, R. D. (2018). Corrupção e Valor de Mercado: Os efeitos da Operação Lava Jato sobre o mercado de ações no Brasil., 41–58. <https://doi.org/10.16930/2237-7662/rccc.v17n51.2626>
- Association of Certified Fraud Examiners. (2010). Report to the Nations on Occupational Fraud and Abuse. ACFE. Disponível em https://www.acfe.com/uploadedFiles/ACFE_Website/Content/rtn/2010/RTTN-Government-Edition.pdf
- Association of Certified Fraud Examiners. (2018). Report to the Nations on Occupational Fraud and Abuse. ACFE. Disponível em https://www.acfe.com/uploadedFiles/ACFE_Website/Content/rtn/2018/RTTN-Government-Edition.pdf
- Auerbach, M. P. (2014). Sarbanes-Oxley Act of 2002. Boston: Harvard Business Publishing
- Baader, G., & Krcmar, H. (2018). Reducing false positives in fraud detection: Combining the red flag approach with process mining. *International Journal of Accounting Information Systems*, 31(July 2016), 1–16. <https://doi.org/10.1016/j.accinf.2018.03.004>
- Baker, C. R., Cohanier, B., & Leo, N. J. (2017). Breakdowns in internal controls in bank trading information systems: The case of the fraud at Société Générale. *International Journal of Accounting Information Systems*, 26(July), 20–31. <https://doi.org/10.1016/j.accinf.2017.06.002>
- Barkemeyer, R., Preuss, L., & Lee, L. (2015). Corporate reporting on corruption: An international comparison. *Accounting Forum*, 39(4), 349–365. <https://doi.org/10.1016/j.accfor.2015.10.001>
- Beasley, M. S. (1996). An Empirical Analysis of the Relation Between the Board of Director Composition and Financial Statement Fraud. *The Accounting Review*.
- Beuren, I. M. (2006). A Identificação de Accruals na Sintaxe do Lucro Contábil: O Caso Parmalat Brasil, 12(2).
- Boritz, J. E., & Timoshenko, L. M. (2014). On the use of checklists in auditing: A commentary. *Current Issues in Auditing*. <https://doi.org/10.2308/ciia-50741>

- Bower, I and Gilson, S. (2003). The Social Cost of Fraud and Bankruptcy, *Havard Business Review* 81:12,20.
- Brazel, J. F., Jones, K. L., Thayer, J., & Warne, R. C. (2015). Understanding investor perceptions of financial statement fraud and their use of red flags: evidence from the field. *Review of Accounting Studies*. <https://doi.org/10.1007/s11142-015-9326-y>
- Cabral, C. I. S. (2013). Aplicação do Modelo de Regressão Logística num Estudo de Mercado. *Dissertação de Mestrado-Sboa, Faculdade de Ciências. (Departamento de Estatística e Investigação Operacional)Cias.*, 1–59.
- Cameron, A. C.; Trivedi, P. K. *Microeconometrics: Methods and Applications*. New York: Cambridge University Press, 2005
- Castro, P. R. (2019). Artigo Original Aderência ao programa de integridade da lei anticorrupção brasileira e implantação de controles internos. <https://doi.org/10.1590/1808-057x201806780>
- Chen, J., Duh, R., Hsu, A. W., & Pan, C. (2015). Journal of Contemporary Accounting & Economics Can Anglo-Saxon audit committee scheme improve earnings quality in non-Anglo-Saxon environments? *Journal of Contemporary Accounting & Economics*, 11(1), 61–74. <https://doi.org/10.1016/j.jcae.2014.12.004>
- Comitê de Pronunciamentos Contábeis – CPC, (2010) <<http://www.cpc.org.br/CPC/Documentos-Emitidos/Pronunciamentos/Pronunciamento?Id=34>. Acesso 30 abr 2019.
- Comissão de Valores Monetários - CVM (2019). < <http://www.cvm.gov.br/>> Acesso em 15 set 2019.
- Coenen, T. (2008). *Essentials of corporate fraud*. Hoboken, New Jersey: John Wiley & Sons Inc.
- Costa, A. P. P. da, & Wood Jr., T. (2012). Fraudes corporativas. *Revista de Administração de Empresas*, 52(4), 464–472. <https://doi.org/10.1590/s0034-75902012000400008>
- Cressey, D. R. (1953). *Other people's money: a study in the social psychology of embezzlement*. Glencoe, IL: e Free Press
- Crowe, H. (2011). Putting the Freud in fraud: Why the fraud triangle is no longer enough.
- Dal Magro, C. B., & Cunha, P. R. (2017). Red flags na detecção de fraudes em cooperativas de crédito: Percepção dos auditores internos. *Revista Brasileira de Gestao de Negocios*. <https://doi.org/10.7819/rbgn.v19i65.2918>
- Dal Magro, C. B., & da Cunha, P. R. (2017). Red flags na detecção de fraudes em cooperativas de crédito: Percepção dos auditores internos. *Revista Brasileira de Gestao de Negocios*, 19(65), 469–491. <https://doi.org/10.7819/rbgn.v19i65.2918>
- Dharan, B. G., & Bufkins, W. R. (2008). Red Flags in Enron's Reporting of Revenues & Key Financial Measures. *Ssrn*, (7). <https://doi.org/10.2139/ssrn.1172222>
- Dichev, I., Graham, J., Harvey, C. R., & Rajgopal, S. (2016a). The misrepresentation of earnings. *Financial Analysts Journal*. <https://doi.org/10.2469/faj.v72.n1.4>
- Dorminey, J., Fleming, A., Kranacher, M.-J., & Riley, R. (2010). Beyond the Fraud Triangle. *The Cpa Journal*, (July), 16–24.

- Dyck, Alexander & Morse, Adair & Zingales, Luigi. (2007). Who Blows the Whistle on Corporate Fraud?. *The Journal of Finance*. 65. 10.2139/ssrn.891482.
- El País (2015). Presidente da Toshiba renuncia após inflar lucros em 1,125 bilhão de euros <https://brasil.elpais.com/brasil/2015/07/21/economia/1437467680_322225.html> Acesso em 15 abr 2019
- Exame (2017). Fabricante da Dolly Reabre Fábrica e diz que foi Vítima de Fraude. <<https://exame.abril.com.br/negocios/fabricante-da-dolly-reabre-fabrica-e-diz-que-foi-vitima-de-fraude>>. Acesso em 15 abr 2019.
- Fávero, L. P. & Belfiore P. (2017) Manual de Análise de Dados. Rio de Janeiro: Elsevier.
- Favoretto, A. B., Corrêa, F. P., Silva, F. L., & Grecco, M. C. P. (2017). O Gerenciamento de Resultados e o Controle de Provisões, 1–6. <https://doi.org/10.7667/PSPC151503>
- Frees, E. (2004). Longitudinal and Panel Data: Analysis and Applications in the Social Sciences
- Golden, L. L., Brockett, P. L., & Wortham, G. (2013). Detecting Fraud in Accounting and Marketing. *Journal of Accounting & Marketing*. <https://doi.org/10.4172/2168-9601.1000e122>
- Gomes, A. S., & Robles, A. J. (2008). Os Impactos Na Atividade De Auditoria Independente Com a Introdução Da Lei Sarbanes-Oxley. *Revista Contabilidade & Finanças, USP, SÃO PAULO, 19(48)*, 112–127.
- Greene, W. H. (1997). *Econometric Analysis. Technical report*, Prentice-Hall, New York.
- Gullkvist, B., & Jokipii, A. (2013a). Critical Perspectives on Accounting Perceived importance of red flags across fraud types. *Critical Perspectives on Accounting*, 24(1), 44–61. <https://doi.org/10.1016/j.cpa.2012.01.004>
- Gullkvist, B., & Jokipii, A. (2013b). Perceived importance of red flags across fraud types. *Critical Perspectives on Accounting*. <https://doi.org/10.1016/j.cpa.2012.01.004>
- Hanckenbrack, K. and Nelson, M. (1996). Auditors`incentives and their application of financial reporting indicators. *Auditing*, 12:99-110.
- Hegazy, M. A. E. A., & Kassem, R. (2010). Fraudulent Financial Reporting: Do Red Flags Really Help? Retrieved from <http://ssrn.com/abstract=2011332>
- Holtfreter, K. (2004), "Fraud in US organizations: an examination of control mechanisms", *Journal of Financial Crime*, Vol. 12 No. 1, pp. 88-95.
- Hosmer, D. W., & Lemeshow, S. (2000). Applied logistic regression (2a ed.). New York: John Wiley & Sons.
- Hung, Y., & Cheng, Y. (2018). Asia Pacific Management Review The impact of information complexity on audit failures from corporate fraud : Individual auditor level analysis. *Asia Pacific Management Review*, 23(2), 72–85. <https://doi.org/10.1016/j.apmr.2017.09.002>
- International Accounting Standards Board. (2018). IFRS Conceptual Framework Project Summary: Conceptual Framework for Financial Reporting. *IFRS Foundation*, (March). <https://doi.org/10.1006/abio.1997.2355>
- Junior, S. B., & Borges, L. F. X. (2002). A crise de credibilidade corporativa. *Revista Do*

- BNDES*, 9(18), 33–84.
<http://scholar.google.com/scholar?hl=en&btnG=Search&q=intitle:A+Crise+de+Credibilidade+Corporativa#0>
- Kanapickienė, R., & Grundienė, Ž. (2015). The Model of Fraud Detection in Financial Statements by Means of Financial Ratios. *Procedia - Social and Behavioral Sciences*, 213, 321–327. <https://doi.org/10.1016/j.sbspro.2015.11.545>
- Kaplan, S. and Reckers, P. (1995), "Auditors' reporting decisions for accounting estimates: the effect of assessments of the risk of fraudulent financial reporting", *Managerial Auditing Journal*, Vol. 10 No. 5, pp. 27-36. <https://doi.org/10.1108/02686909510087955>
- Karpoff, J. M., Scott Lee, D., & Martin, G. S. (2008). The consequences to managers for financial misrepresentation. *Journal of Financial Economics*, 88(2), 193–215. <https://doi.org/10.1016/j.jfineco.2007.06.003>
- Kirkos, E., Spathis, C., & Manolopoulos, Y. (2007). Data Mining techniques for the detection of fraudulent financial statements. *Expert Systems with Applications*, 32(4), 995–1003. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2006.02.016>
- Koornhof, C., & du Plessis, D. (2010). Red flagging as an indicator of financial statement fraud: The perspective of investors and lenders. *Meditari Accountancy Research*, 8(1), 69–93. <https://doi.org/10.1108/10222529200000005>
- La Rocca, M., Cambrea, D. R., & Cariola, A. (2017). The role of corruption in shaping the value of holding cash. *Finance Research Letters*, 20, 104–108. <https://doi.org/10.1016/j.frl.2016.09.014>
- Levi, M. (2008). Organized fraud and organizing frauds Unpacking research on networks and organization. *Criminology and Criminal Justice*, 8(4), pp. 389-419. [21] doi: <https://doi.org/10.1177/1748895808096470>
- Lim, T. C., Lim Xiu Yun, J., Liu, Y., & Jiang, H. (2012). Red Flag – Characteristics of Fraudulent U.S.-listed Chinese Companies. *International Journal of Management Sciences and Business Research*, 1(10), 2226–8235. <https://doi.org/10.5465/amr.2011.0193>
- Lisic, L. L., Silveri, S. D., Song, Y., & Wang, K. (2015). Accounting fraud, auditing, and the role of government sanctions in China. *Journal of Business Research*, 68(6), 1186–1195. <https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2014.11.013>
- Little, R.J. (2011). Calibrated Bayes, for Statistics in General, and Missing Data in Particular (with Discussion and Rejoinder). *Statistical Science* 26, 2, 162-186.
- Loughran, Tim & McDonald, Bill. (2014). Regulation and Financial Disclosure: The Impact of Plain English. *Journal of Regulatory Economics*. 45. [10.1007/s11149-013-9236-5](https://doi.org/10.1007/s11149-013-9236-5)
- Martins, E.; Diniz, J. A.; Miranda, G. J. (2012). Análise avançada das demonstrações contábeis. São Paulo: Atlas.
- Maragno, L. M. D., & Borba, J. A. (2017). Mapa conceitual da fraude: configuração teórica e empírica dos estudos internacionais e oportunidades de pesquisas futuras. *Revista de Educação e Pesquisa Em Contabilidade*, 11, 41–68
- Medrado, F. C. (2016). Indicadores Econômicos - Financeiros como *Red Flags*.

- Ministério Público Federal (2019). Combate à Corrupção: Caso Lava Jato. <<http://www.lavajato.mpf.mp.br/>>. Acesso em: 25 set. 2019
- Mohamed, N., & Handley-Schachelor, M. (2014). Financial Statement Fraud Risk Mechanisms and Strategies: The Case Studies of Malaysian Commercial Companies. *Procedia - Social and Behavioral Sciences*, 145, 321–329. <https://doi.org/10.1016/j.sbspro.2014.06.041>
- Moreira, C. S. (2019). Ftores que Determinam a Identificação de *Red Flags* no Processo de Investigação de Fraudes Contábeis no Contexto Brasileiro, 3(1), 1–21.
- Moyes, G. D. (2007). The Differences In Perceived Level Of Fraud-Detecting Effectiveness Of SAS No. 99 Red Flags Between External And Internal Auditors. *Journal of Business & Economics Research (JBER)*, 5(6), 9–26. <https://doi.org/10.19030/jber.v5i6.2551>
- Moyes, G. D., Young, R., & Din, H. F. M. (2013a). Malaysian internal and external auditor perceptions of the effectiveness of red flags for detecting fraud. *International Journal of Auditing Technology*, 1(1), 91. <https://doi.org/10.1504/IJAUDIT.2013.052263>
- Moyes, G. D., Young, R., & Din, H. F. M. (2013b). Malaysian internal and external auditor perceptions of the effectiveness of red flags for detecting fraud. *International Journal of Auditing Technology*, 1(1), 91. <https://doi.org/10.1504/ijaudit.2013.052263>
- Munawer, Z., Yahya, S., & Siti-Nabiha, A. K. (2012). Sell-side Security Analysts: Re-reporting of Enron Corporation Fraudulent Financial Data. *Procedia - Social and Behavioral Sciences*, 62, 749–760. <https://doi.org/10.1016/j.sbspro.2012.09.127>
- Murcia, F. D.-R., & Borba, J. A. (2007). Estrutura para detecção do risco de fraude nas demonstrações contábeis: Mapeando o ambiente fraudulento. *Cep*, 12(3), 0.
- Murcia, F. D. (2007). Relevância dos Red Flags na Detecção do Risco de Fraudes nas Demonstrações Contábeis: a percepção de auditores independentes brasileiros.
- Murcia, F. D., Borba, J. A., & Schiehl, E. (2008). Relevância dos Red Flags na Avaliação do Risco de Fraudes nas Demonstrações Contábeis: A percepção de auditores independentes brasileiros., 25–45.
- Nisbet, R., Miner, G., & Yale, K. (2019). Revistas e Livros Criar conta Capítulo 15 - Detecção de Fraude Palavras-chave, (0), 2018–2019.
- Niu, G., Yu, L., Fan, G., & Zhang, D. (2019). Corporate fraud , risk avoidance , and housing investment in China, 39(March), 18–33. <https://doi.org/10.1016/j.ememar.2019.03.003>
- Padula, A. J. A., & Albuquerque, P. henrique. (2018). Corrupção Governamental no Mercado de Capitais : Um Estudo.
- Paes, Â. T., & Poletto, F. Z. (2013). Por dentro da estatística, 322(26), 5–7.
- Perera, L. C. J., Freitas, E. C. de, & Imoniana, J. O. (2014). Avaliação do sistema de combate às fraudes corporativas no Brasil. *Revista Contemporânea de Contabilidade*, 11(23), 03. <https://doi.org/10.5007/2175-8069.2014v11n23p3>
- Perols, J. L., & Lougee, B. A. (2011). The relation between earnings management and financial statement fraud. *Advances in Accounting*, 27(1), 39–53. <https://doi.org/10.1016/j.adiac.2010.10.004>
- Pincus, K. V. (1989). The efficacy of a red flags questionnaire for assessing the possibility of

- fraud. *Accounting, Organizations and Society*, 14(1–2), 153–163.
[https://doi.org/10.1016/0361-3682\(89\)90039-1](https://doi.org/10.1016/0361-3682(89)90039-1)
- Pinto, Céli Regina Jardim. Os Nomes da Corrupção In A banalidade da corrupção: uma forma de governar o Brasil. Belo Horizonte: Editora UFMG, 2011.
- Polícia Federal (2019). Corrupção <<http://www.pf.gov.br/imprensa/lava-jato/>>. Acesso em: 25 set. 2019
- Ramírez-Orellana, A., Martínez-Romero, M. J., & Mariño-Garrido, T. (2017). Measuring fraud and earnings management by a case of study: Evidence from an international family business. *European Journal of Family Business*, 7(1–2), 41–53.
<https://doi.org/10.1016/j.ejfb.2017.10.001>
- Reis, E. M. Dos, Lamounier, W. M., & Bressan, V. G. F. (2015). Avoiding reporting losses: An empirical study of earnings management via operating decisions. *Revista Contabilidade e Finanças*, 26(69), 247–260. <https://doi.org/10.1590/1808-057x201501070>
- Robertson, J. C. (1997). Fraud examination for managers and auditors. Austin: Viesca Books.
- Roden, D. M., Cox, S. R., & Joung, Y. Ki. (2010). The Fraud Triangle as a predictor of Corporate Fraud. *Academy of Accounting and Financial Studies Journal*.
- Romney, M. B., W. S. Albrecht and D. J. Cherrington. 1980. *Red flagging* the white-collar criminal. *Management Accounting* (March): 51-54, 57.
- Sael, N., & Benabbou, F. (2019). Performance of machine learning techniques in the detection of Performance of machine learning techniques in the detection of financial frauds financial frauds. *Procedia Computer Science*, 148(Icids 2018), 45–54.
<https://doi.org/10.1016/j.procs.2019.01.007>
- Sandhu, N. (2016). Behavioural Red Flags of Fraud - A Qualitative Assessment. *Journal of Human Values*. <https://doi.org/10.1177/0971685816650579>
- Santos, D. F. L., Martins, R. A., Figueira, S. R. F., & Sanches, A. (2014). Fatores determinantes da estrutura de capital das empresas de materiais básicos do Brasil. *Enfoque: Reflexão Contábil*, 33(2), 87–103. <https://doi.org/10.4025/enfoque.v33i2.21339>
- Silva, A. H. C., Sancovschi, M., Cardozo, J. S. D. S., & Condé, R. A. D. (2012). Teoria Dos Escândalos Corporativos: Uma Análise Comparativa De Casos Brasileiros E Norteamericanos. *Revista de Contabilidade Do Mestrado Em Ciências Contábeis Da UERJ*, 17(1), 92–108.
- Smith, M., Haji Omar, N., Iskandar Zulkarnain Sayd Idris, S., Baharuddin, I., & Iskandar Zulkarnain Sayd, S. (2005). Managerial Auditing Journal Auditors' perception of fraud risk indicators Malaysian evidence. *Managerial Auditing Journal Managerial Auditing Journal Iss Managerial Auditing Journal*, 20(3), 73–85. Retrieved from <https://doi.org/10.1108/02686900510570713>
- Suh, J. B., Nicolaidis, R., & Trafford, R. (2019). The effects of reducing opportunity and fraud risk factors on the occurrence of occupational fraud in financial institutions. *International Journal of Law, Crime and Justice*, 56(June 2018), 79–88.
<https://doi.org/10.1016/j.ijlcj.2019.01.002>

- Sutherland, E. H. (1949). *White Collar Crime*. New York: Holt, Rinehart & Winston.
- Taylor, A. (2016). What Do Corrupt Firms Have in Common? Red Flags of Corruption in Organizational Culture, (1).
http://web.law.columbia.edu/sites/default/files/microsites/public-integrity/files/what_do_corrupt_firms_have_in_common_-_capi_issue_brief_-_april_2016.pdf
- Triola, Mário F. *Introdução à Estatística*. 7a. Ed. Rio de Janeiro: LTC, 1999
- Vance, S. (1983). *Corporate leadership: Boards, directors and strategy*. New York: McGraw Hill
- Wang, Y., Ashton, J. K., & Jaafar, A. (2019). Does mutual fund investment influence accounting fraud? *Emerging Markets Review*, 38(December 2018), 142–158.
<https://doi.org/10.1016/j.ememar.2018.12.005>
- Wells, D. L. (2005). The effect of videotapes of animals on cardiovascular responses to stress. *Stress and Health*, 21(3), 209–213. <https://doi.org/10.1002/smi.1057>
- Wells, J. T. *Principles of Fraud Examination*. 2nd. ed. New Jersey: Wiley, 2008
- Wolfe, D. T., & Hermanson, D. R. (2004). The Fraud Diamond : Considering the Four Elements of Fraud, 12, 38–42.
- Wooldridge, J. M (2010). "Econometric Analysis of Cross Section and Panel Data," MIT Press Books, The MIT Press, edition 2, volume 1, number 0262232588.
- Xu, X., & Li, Y. (2018). Local corruption and corporate cash holdings: Sheltering assets or agency conflict? *China Journal of Accounting Research*, 11(4), 307–324.
<https://doi.org/10.1016/j.cjar.2018.05.001>
- Yu, F., & Yu, X. (2011). Corporate Lobbying and Fraud Detection. *Source: The Journal of Financial and Quantitative Analysis Journal of Financial and Quantitative Analysis*, 46(201), 1865–1891. Retrieved from <http://www.jstor.org/stable/41409670>
- Yücel, E. (2013). Muhasebe ve Finansman Dergisi Effectiveness Of Red Flags in Detecting Fraudulent Financial Reporting: An Application In Turkey. *The Journal of Accounting and Finance*.
- Yusof, K. M., A.H, A. K., & Simon, J. (2015). *The Macrotheme Review*, 4(3), 126–145.
- Zhou, F., Zhang, Z., Yang, J., Su, Y., & An, Y. (2018). Delisting pressure, executive compensation, and corporate fraud: Evidence from China. *Pacific Basin Finance Journal*, 48(August 2017), 17–34. <https://doi.org/10.1016/j.pacfin.2018.01.003>

APÊNDICE

Apêndice A Dados faltantes por variável estudada

Ano	AUDT		ENDV		EST		ROA		PASS		P_OP	
	obs.	ausente	obs.	ausente	obs.	ausente	obs.	ausente	obs.	ausente	obs.	ausente
2006	277	0	209	68	209	68	210	67	209	68	209	68
2007	277	0	221	56	221	56	221	56	221	56	221	56
2008	277	0	223	54	223	54	223	54	223	54	223	54
2009	277	0	228	49	228	49	228	49	228	49	228	49
2010	277	0	236	41	236	41	234	43	236	41	236	41
2011	277	0	241	36	241	36	241	36	241	36	241	36
2012	277	0	247	30	248	29	248	29	248	29	248	29
2013	277	0	251	26	251	26	251	26	251	26	251	26
2014	277	0	257	20	257	20	257	20	257	20	257	20
2015	277	0	259	18	259	18	259	18	259	18	259	18
2016	277	0	271	6	271	6	271	6	271	6	271	6
2017	277	0	275	2	275	2	275	2	275	2	275	2
2018	277	0	275	2	275	2	275	2	275	2	275	2
Total	3601	0	3193	408	3194	407	3193	408	3194	407	3194	407

Fonte: Elaborado pela autora a partir das informações extraídas na base Thomson Reuters

Apêndice B – Resultados do Teste Shapiro - Francia

Ano	ENDV	EST	PASS
2006	0,00001	0,00001	0,00001
2007	0,00001	0,00001	0,00001
2008	0,00001	0,00001	0,00001
2009	0,00001	0,00001	0,00001
2010	0,00001	0,00001	0,00001
2011	0,00001	0,00001	0,00001
2012	0,00001	0,00001	0,00001
2013	0,00001	0,00001	0,00001
2014	0,00001	0,00001	0,00001
2015	0,00001	0,00001	0,00001
2016	0,00001	0,00001	0,00001
2017	0,00001	0,00001	0,00001
2018	0,00001	0,00001	0,00001

Fonte: Elaborado pela autora a partir das informações extraídas na base Thomson Reuters