

LEI DE NEWCOMB-BENFORD: IDENTIFICAÇÃO DE *RED FLAGS* EM COMPANHIAS ABERTAS LISTADAS NA B3

NEWCOMB-BENFORD LAW: IDENTIFICATION OF RED FLAGS IN PUBLICLY TRADED COMPANIES LISTED ON B3

Cleidiane Romão Monteiro Freitas¹, Jocykleber Meireles de Souza², Márcio César de Oliveira Quirino³, Rômulo Benício Lucena Filho⁴, Esdras dos Santos Carvalho⁵

Resumo: O presente estudo tem como objetivo identificar se existem desvios significativos na distribuição dos dois primeiros dígitos das empresas listadas na B3 no ano de 2008 a 2018 em relação ao previsto pela Lei de Newcomb-Benford (Lei-NB). Para tanto, adotou-se a metodologia descritiva e exploratório para analisar as contas; Caixa Imobilizado, Estoques, Receita e CPV e LAIR de 480 empresas listadas na Brasil, Bolsa, Balcão (B3) para o período estipulado. Na análise dos dados foi aplicado o teste de Kolmogorov-Smirnov (KS) e o teste de desvio médio absoluto (DMA), avaliando-se a conformidade entre a distribuição observada e a prevista pela Lei de Newcomb-Benford. Os resultados demonstram a existência de desvios significativos na distribuição de frequências dos dois primeiros dígitos das variáveis; Caixa, Imobilizado, Estoques e LAIR em relação à proporção esperada pela Lei-NB para esses dígitos. As variáveis Receita e CPV não apresentaram discrepâncias em relação ao esperado pela Lei. Dessa forma, mostra-se a viabilidade, utilidade e praticidade na aplicação da Lei-NB para detecção de desvios em demonstrações econômico-financeira de empresas B3.

Palavras-chave: Lei de Newcomb-Benford; Demonstrações financeiras; *Red flags*.

¹Bacharel em Ciências Contábeis pela Universidade Federal Rural do Semi-Árido (UFERSA), cleidiani09@gmail.com, número ORCID: <https://orcid.org/0009-0005-1338-1601>.

²Mestre em Ciências Contábeis pela Universidade Federal do Rio-Grande do Norte (UFRN) e Doutorando em Ciências Contábeis pela Universidade Federal da Paraíba (UFPB), jocykleber@live.com e número ORCID: <https://orcid.org/0000-0001-9726-1183>.

³ Mestre em Ciências Contábeis pela Universidade Federal do Rio-Grande do Norte (UFRN). Docente pelo Instituto Federal de Educação, Ciência e Tecnologia do Ceará (IFCE), marciocesar25@gmail.com e número ORCID: <https://orcid.org/0000-0001-8328-1431>.

⁴ Mestre em Administração pela Universidade Federal de Campina Grande (UFCG) e Mestrando em Ciências Contábeis pela Universidade Federal da Paraíba (UFPB), robелucena@gmail.com, ORCID: <https://orcid.org/0000-0003-0730-7681>.

⁵ Mestre em Ciências Contábeis pela Universidade Federal de Pernambuco (UFPE), Docente pela Universidade Federal de Alagoas (UFAL), email: essdrass@yahoo.com.br, ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-3561-522X>.

Artigo recebido em 14/05/2023, revisões requeridas em 04/08/2023, aceito para publicação em 12/10/2023, Editor responsável John Pablo C. Dantas Silva.

1 INTRODUÇÃO

Em sua linha evolucionista, a contabilidade faz uso de diversos recursos e técnicas para o cumprimento do objetivo básico que é fornecer informações econômicas aos usuários com a finalidade de subsidiar a tomada de decisões racionais (Iudícibus & Marion, 2001). Nessa perspectiva, a contabilidade é conhecida com a linguagem dos negócios, que, em um ambiente com rápidas mudanças mensura os resultados, por meio das demonstrações financeiras com informações compreensíveis pelos usuários (Stickne & Weil, 2001).

A gestão moderna das empresas e entidades, atualmente, exige o emprego em escalas mais acentuadas das Ciências Matemáticas, notadamente na busca de novas metodologias científicas mais avançadas para solução de problemas gestacionais emergentes (Santos, Diniz & Corrar, 2007). No exposto dessa evolução, particularmente relacionado a gestão contábil- financeira das entidades, requer habilidades do profissional da contabilidade para integrar conhecimentos técnico-científico com outras ciências (Santos, Diniz & Corrar, 2007).

Nos dias atuais, os escândalos da contabilidade financeira corporativa deixaram de ser notícias inesperadas do dia a dia. Casos como Enron, WorldCom, Petrobras estão entre os mais importantes que sofreram o impacto devastador da fraude. A incidência desses escândalos tem aumentado as preocupações globais no que se refere-se a fraudes, resultando em eliminação de bilhões de dólares em valor para os acionistas, levando a erosão dos investidores e confiança do público nos mercados financeiros (Peterson & Buckhoff, 2004; Rezaee, Crumbley & Elmore, 2004).

Muitos estudos discutiram questões relacionadas à fraude, e a visão geral é que a prevenção da fraude deve ser o foco principal. É menos oneroso e mais eficaz impedir a ocorrência de fraudes do que detectá-la após a ocorrência, visto que, normalmente, quando a fraude é descoberta, o dinheiro é irrecuperável ou a chance de recuperar o valor total da perda é muito pequena (Abdullahi & Mansor, 2015).

Nesse sentido, *Red flag* é um termo muito utilizado pelos auditores, e objetiva a detecção de fraudes nas demonstrações contábeis. São conhecidos como sinais de alertas que servem para antecipar possíveis ocorrências fraudulentas, no entanto é um mecanismo que detecta parâmetro de alerta sobre fraudes nos relatórios financeiros das empresas. (Murcia, Borba & Schiehl, 2008; Reina, Nascimento & Reina, 2008).

Arelado a isso, a Lei de Newcomb-Benford (NB-Lei) apresenta-se como uma técnica que auxilia na detecção de desvios significativos na distribuição do primeiro e segundo dígito significativo quando comparado com uma distribuição de probabilidades teóricas. Em estudos anteriores, a Lei de Newcomb-Benford foi aplicada em diversas áreas. Na área fiscal, os estudos focaram na detecção de manipulação de dados da declaração de impostos (Busta & Sundheim, 1992), evasão fiscal de imposto de renda (Nigrini, 1992; Posch, 2004), manipulação de notas fiscais (Santos, Tenório & Silva, 2003). Em relação as fraudes financeiras (Berton, 1995; Kumar & Bhattacharya, 2002; Bhattacharya, Kumar & Smarandache, 2005; Huxley, 2001;

Saville, 2006; Moore & Benjamin, 2004, Johnson, 2005; Cella & Rech, 2017) e demonstrações financeiras de uma única empresa (Oliveira et al., 2018). Na área pública o enfoque tem sido dado em relação as despesas públicas (Santos, Diniz & Ribeiro Filho, 2003; Oliveira et al., 2018), notas de empenho (Santos, Diniz & Corrar, 2007; Ribeiro et al., 2005; Costa, Santos & Travassos, 2011), processos eleitorais (Pericchi & Torres, 2011).

Diante do exposto, tem-se o seguinte problema de pesquisa: **Existem desvios significativos na distribuição dos dois primeiros dígitos das empresas listadas na B3 no ano de 2008 a 2018 em relação ao previsto pela Lei de Newcomb-Benford?** Considerando os pontos enumerados, o estudo objetiva verificar a existência de desvios significativos na distribuição dos dois primeiros dígitos das empresas listadas na B3 no ano de 2008 a 2018 em relação ao previsto pela Lei de Newcomb-Benford.

Diante da crescente incidência de escândalos corporativos relacionadas a atividades fraudulentas, a principal motivação deste estudo se dá pelo fato de o tema ainda ser bastante escasso em pesquisas científicas no Brasil. Além disso, este trabalho pretende analisar a eficiência do uso de *red flags* e da Lei de Benford na detecção de possíveis fraudes em demonstrações financeiras, contribuindo dessa forma, para a ampliação de estudos empíricos relacionados ao tema e desenvolvimento de atividades práticas exercidas por profissionais da contabilidade.

2 REFERENCIAL TEÓRICO

2.1 Conceitos Fundamentais de Erro e Fraude

O controle efetivo dos processos requer revisão constante do plano, tanto no planejamento quanto na execução das ações gerenciais dentro de uma organização (Oliveira et al., 2018). Sá (2002) define o erro como uma ação involuntária sem a intenção de causar dano. Em contraste, a fraude consiste em uma série de ações premeditadas com o objetivo de tirar proveito de uma situação particular. Segundo Mulford e Comiskey (2005), a fraude envolve uma ação intencional com o objetivo de se beneficiar de assuntos ou questões materiais, resultando em prejuízos para terceiros.

Tanto os erros quanto as fraudes podem se refletir nos mesmos fatos econômicos (registros) e documentos (demonstrações financeiras, balanços, planilhas de controle de estoque), mas com características diferenciadas. Os erros podem decorrer de parcelas não contabilizadas, créditos duplicados, esquecimento de transportar números para o próximo período, números invertidos, documentos classificados indevidamente, entre outros. Por outro lado, a fraude ocorre de forma proposital e, geralmente, o perpetrador não age sozinho, necessitando da ajuda de terceiros. Os fatos decorrem de desvios de dinheiro, desvios de mercadorias, falsificação de documentos, recebimento de crédito sem atualização dos registros contábeis, despesas fictícias, entre outros (Oliveira et al., 2018). Assim, o controle de uma empresa é vulnerável e imperfeito, pois a empresa está sujeita tanto a erros quanto a fraudes (Oliveira et al., 2018).

É fundamental que as empresas implementem medidas para prevenir erros e fraudes, como controles adequados, separação de funções e monitoramento contínuo dos registros financeiros. Isso pode ser alcançado por meio de auditorias internas, auditorias externas e uso de tecnologias avançadas, como análise de dados, inteligência artificial e aprendizado de máquina. Além disso, o treinamento e a educação dos funcionários sobre comportamento ético, prevenção e detecção de fraudes podem ajudar a criar uma cultura de integridade e valores éticos dentro da organização.

É crucial que as empresas entendam a distinção entre erros e fraudes, pois as consequências de ambos podem ser significativas. Erros podem resultar em perdas financeiras e danos à reputação, enquanto fraudes podem levar a repercussões legais e financeiras, além de danos significativos à imagem e reputação da empresa. Ao implementar controles e medidas adequadas para evitar erros e fraudes, as empresas podem garantir sua sustentabilidade e sucesso a longo prazo.

2.2 Teoria do Triângulo da fraude

A fraude nas organizações foi objeto de estudo de Clinard e Cressey (1954), teorizando um modelo que ficou conhecido como “Triângulo da fraude”. De acordo com esse modelo, para uma fraude acontecer, é necessária a ocorrência de três fatores: pressão, oportunidade e racionalização, ou seja, a probabilidade da ocorrência da fraude é uma função com três variáveis. Se, em uma determinada situação, a oportunidade existir conjuntamente com a intenção, mas a atitude do agente é de não cometer a fraude, esta não acontecerá. Da mesma forma que, se a intenção existir, mas a oportunidade não, a fraude também não ocorrerá (L’astorina & Borenstein, 2011).

A pressão percebida refere-se aos fatores que levam a comportamentos antiéticos. Todo criminoso de fraude enfrenta alguma pressão para cometer um comportamento antiético (Abdullahi & Mansor, 2015). De acordo com Murdock (2008), a pressão pode estar relacionada a aspectos financeiros, não financeiros, políticos e sociais. Ainda Vona (2008) examina as forças pessoais e corporativas como substitutos das motivações para o comprometimento da fraude. Exemplos de pressão percebida incluem a ganância, a vida além dos recursos, grandes despesas ou dívidas pessoais, problemas ou saúde financeira da família, dependência de drogas e jogos de azar.

O segundo elemento necessário para que a fraude ocorra é a oportunidade percebida. Wilks e Zimbelman (2004), explicam “oportunidade” como a capacidade de substituir os controles de fraude. Rae e Subramanian (2008) alertam que a oportunidade é referente à capacidade e poder de um funcionário de perceber as fraquezas do sistema organizacional da entidade e aproveitá-la, tornando possível a fraude. Ainda de acordo com Desai et al. (2010), a presença desta variável está associada com a efetividade do controle interno, descuido com os processos e normas, aplicação de procedimentos inadequados ou a fraca atuação gerencial.

A racionalização se constitui como o terceiro elemento para que a fraude ocorra. Esse conceito indica que o autor deve formular uma ideia moralmente aceitável para ele antes de executar uma ação antiética. De acordo com L'astorina e Borenstein (2011), a racionalização refere-se à justificativa e desculpas de que a conduta imoral seja diferente da atividade criminosa. Se um indivíduo não pode justificar ações desonestas, é improvável que ele ou ela se envolva em fraude. Os indivíduos que cometem fraudes possuem uma mentalidade específica que lhes permite justificar ou desculpar suas ações antiéticas (Hooper & Pornelli, 2010). Ainda de acordo com Rae e Subramanian (2008), a racionalização consiste na justificativa de comportamento fraudulento devido à falta de integridade pessoal ou raciocínio moral de um funcionário.

A teoria do triângulo da fraude estabelece que a fraude só acontece quando todas as variáveis estiverem presentes, e a ausência de pelo menos uma delas inviabilizaria por completo a fraude. Howe e Malgwi (2006) concluíram que uma ponte entre pressão e oportunidade é criada quando um indivíduo pode racionalizar o comportamento fraudulento. Entretanto de acordo com L'astorina e Borenstein (2011), garantir que uma determinada variável esteja 100% ausente é praticamente impossível de acontecer no mundo real. Dessa forma, a alternativa de combate a corrupção e a fraude mais viável é tentar diminuir a probabilidade de que elas ocorram simultaneamente, durante o maior intervalo de tempo possível.

2.3 Lei Newcomb-Benford

A Lei de Newcomb-Benford, foi identificada no final do século XIX, pelo matemático e astrônomo Simon Newcomb (1835- 1909), quando percebeu na biblioteca que as tábuas de logaritmos que se iniciava com o dígito 1 eram mais estragadas, isso revelou para Simon Newcomb que os indivíduos tinham mais procura pelo logaritmo 1 do que pelos logaritmos que se iniciavam com 9. Desta forma, os números são aleatórios e existe uma anomalia na probabilidade deles (Ribeiro et al., 2005).

De acordo com Durtschi et al. (2004), a origem da técnica está ligada ao astrônomo e matemático Simon Nemcomb, onde publicou em 1881 o artigo: *Note on the Frequency of Use of the Different Digits in Natural Numbers*. Entretanto essa ferramenta só ficou conhecida depois da publicação do engenheiro eletricitista e físico, Frank Benford (1887- 1948) que acreditou em tal fenômeno, através de um estudo com mais de 20 mil dígitos de diversas classes, e desenvolveu uma tabela estatística com a frequência de ocorrência para os números de 1 a 9, dando a certeza que existia uma não uniformidade na repartição do primeiro dígito (Santos et al., 2003). Diante disso, ficou considerado com lei de Benford o trabalho empírico mais completo por apresentar a maior distribuição de frequência de dígitos para verificação até a década de 1990 (Nigrini & Miller, 2009).

O principal princípio da Lei de Newcomb trata da análise do primeiro dígito, com exceção do zero, podendo ser qualquer algarismo entre 1 e 9. Segundo a Lei de Newcomb-Benford (1881,1918) revela que os dígitos 1, 2 e 3 são mais comuns que os dígitos 4, 5, 6, 7, 8 e 9 como

primeiro dígito de uma frequência de números está de bom tamanho, por exemplo, Ações de bolsa de valores, eleições, população, entre outros (Francischetti, 2007) (Tabela 1).

Tabela 1- Distribuição de probabilidade de ocorrência dos dígitos de acordo com a Lei de Newcomb-Benford.

Dígito	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9
1º Dígito	Não aplicável	30,10%	17,61%	12,49%	9,69%	7,92%	6,69%	5,80%	5,12%	4,58%
2º Dígito	11,97%	11,39%	10,88%	10,43%	10,03%	9,67%	10,03%	9,04%	8,76%	8,50%
3º Dígito	10,17%	10,13%	10,09%	10,05%	10,01%	9,97%	10,05%	9,90%	9,86%	9,82%
4º Dígito	10,01%	10,01%	10,01%	10,00%	9,99%	9,99%	9,99%	9,99%	9,98%	9,98%

Fonte: Dados da pesquisa

A Lei de Newcomb-Benford é uma ferramenta de análise quantitativa, para que essa lei seja aplicada recomenda-se pelo menos 1000 registros, pois a lei não se aplica em amostras de pequenas quantidades numéricas, os dados devem representar eventos ou fatos não pode ser números aleatórios. Apesar de todas as limitações, é provável calcular a distribuição proporcional de que o algarismo *d* surge como primeiro dígito (Santos et al., 2007).

Carslaw (1988), publicou o primeiro trabalho na década de 80 aplicando a lei de Newcomb-Benford na contabilidade, onde levantou a hipótese de que a distribuição dos fatos ocorrido para os segundos dígitos analisados nos lucros das empresas da nova Zelândia se separava significativamente das probabilidades esperadas. Desta forma, existe uma distribuição verificada muito maior de zeros do que a distribuição aguardada do dígito nove como os segundos dígitos nos lucros descritos. Além disso na década de 80, o pesquisador Theodore P. Hill revelou evidência experimental, através de pessoas que inventam números aleatórios, estes números jamais estão de acordo com a frequência de distribuição da Lei de Newcomb-Benford, apesar de eles participarem de algumas propriedades da Lei.

Thomas (1989) replicou o estudo de Carslaw (1988), para as organizações americanas listadas no COMPUSAT onde deparou discrepância nos dados analisados, chegando à conclusão de que as empresas que mostraram os resultados positivos estão em uma maior conformidade à lei de Benford, já as empresas que comprovaram que existe menos zeros e mais noves em relação a probabilidade esperada, refere-se prejuízos.

Estudo realizado por Forster (2006), nas empresas do terceiro setor, chegou à conclusão de que os valores da receita analisados estavam em conformidades com a Lei de Newcomb-Benford, onde foram aplicados os testes nos dados analisados apontaram valores inferiores aos limites críticos.

2.4 Pesquisas e aplicações da Lei de Newcomb-Benford

RIC- Revista de Informação Contábil - ISSN 1982-3967	v.17	e-023013	1-22	2023
--	------	----------	------	------

Considerando o campo da Contabilometria, a Lei de Newcomb-Benford tem sido aplicada a diversos estudos, visando o aperfeiçoamento do processo de produção de informações no campo de auditoria contábil, averiguação de despesas no setor público, detecção de fraudes contábeis, dentre outros. Esta seção apresenta uma breve revisão de trabalhos aplicados sobre essa lei.

Ribeiro et al. (2005), tiveram como objetivo avaliar 104.104 notas de empenho, do ano de 2002, de 20 Municípios do Estado da Paraíba, que estão localizados nas regiões do litoral e do sertão. Nesse contexto, foram considerados os valores das notas de empenho abstraindo-se o primeiro dígito do valor da despesa correspondente aquele empenho, agrupando-os a um mesmo nível de dígitos, para posterior aplicação da Lei de Newcomb-Benford. Além da utilização da lei como distribuição de medidas, também foi aplicado um teste de hipóteses, a fim de analisar o grau de significância entre as divergências observadas. Em ambas as regiões analisadas, os resultados mostraram um forte indício de existência de manipulação ou fraude. Dentre os 20 municípios analisados, apenas três apresentaram os valores dos empenhos em conformidade com a Lei de Newcomb-Benford para um nível de significância de 10%. Segundo os autores, a Lei de Newcomb-Benford pode ser uma ferramenta a auxiliar na proteção da sociedade contra fraudes e detecção de irregularidades com o dinheiro público.

Pericchi e Torres (2011), apresentaram um teste geral, simples e rápido para rastrear anomalias numéricas. O teste examina as frequências dos dígitos nas contagens de votação e baseia-se na Lei Newcomb-Benford (NBL1) e Segundo Dígito (NBL2) e em uma nova generalização da lei sob restrições do número máximo de eleitores por unidade (RNBL2). Os autores ilustraram o uso da Lei Newcomb-Benford de primeiro e segundo dígitos com dados das eleições de 2004 nos EUA, três eleições em Porto Rico e o Referendo na Venezuela e uma eleição presidencial prévia naquele país. As eleições nos EUA em 2004 mostram um ajuste notável ao primeiro dígito da lei Newcomb-Benford e também ao segundo dígito. Todas as eleições manuais mostram apoio à lei NBL de segundo dígito. Por outro lado, os resultados eletrônicos das votações a favor do Referendo violam a lei NBL de segundo dígito. Nas eleições presidenciais venezuelanas anteriores a 2000, não há evidências convincentes contra a lei. Segundo os autores os testes apresentados na pesquisa são extremamente simples e podem se tornar uma triagem padrão que um processo eleitoral justo deve passar.

Cella e Rech (2017) tiveram por objetivo verificar a aplicabilidade da Lei de Benford na detecção da fraude ocorrida na Petrobras. O estudo se baseou na análise das frequências de ocorrência dos primeiros dígitos dos valores dos elementos de *red flags*, no período de 2004 a 2012. Para fins de análise comparativa, analisou-se também os dados financeiros em conjunto de outras empresas listadas na BM&FBovespa e correspondentes às mesmas variáveis em comento e no mesmo período de abordagem. Os resultados da Petrobras apresentaram discrepâncias em relação a Lei de Benford. Entretanto, os dados de 40 empresas listadas na BM&FBovespa apresentaram discrepâncias superiores a Petrobras. Os autores concluíram que a Lei de Benford aplicada somente ao primeiro dígito dos *red flags* não se revelou eficiente para a detecção da fraude, evidenciando a necessidade de estudos mais aprofundados para a

detecção da fraude na Petrobras, ressaltando-se que a interpretação dos resultados da Lei de Benford deve ser feita com cautela.

A possibilidade de aplicação da Lei de Newcomb-Benford no controle das demonstrações financeiras das organizações foi verificada por Oliveira et al. (2018). Para tanto foi considerado os saldos das contas dos Balanços Patrimoniais da Petrobrás no período de 2008 a 2015. Os autores abstraíram-se do primeiro ao quarto dígitos, para serem agrupados a um mesmo nível de dígitos e então, evidenciaram o tratamento dos dados mediante a aplicação da análise gráfica e do modelo contabilométrico, introduzido por Nigrini (2000). Para os autores a relevância do trabalho é comprovada por intermédio das distorções encontradas para os segundo, terceiro e quarto dígitos, indicando uma necessidade de acompanhamento e controle dos resultados econômicos e financeiros de modo que seja possível aos gestores obterem um maior rigor na fiscalização, monitoramento e transparência em relação às metas e estratégias pré-definidas ao longo do tempo.

Oliveira et al. (2018) tiveram por objetivo analisar e verificar a aplicabilidade da Lei de Newcomb-Benford no pagamento dos gastos diretos da União em seus respectivos Ministérios no período de 2011 a agosto de 2015. Para tal, foi analisada a distribuição de frequência do primeiro ao quarto dígito referente aos dados observados dos pagamentos dos gastos diretos (p0), comparados com o padrão determinado pela Lei de Newcomb-Benford, em uma análise gráfica. Posteriormente, foi utilizado o modelo contabilométrico proposto por Santos, Diniz e Corrar (2005) e Nigrini (2000) com a finalidade de constatar mediante uma análise de 44.755.087 saldos, a veracidade dos resultados. o Ministério que mais obteve distorção foi o de Ciências, Tecnologia e Informação, seguido do da Educação. De acordo com os autores, a relevância do trabalho é comprovada pela opção de aprimoramento no controle das despesas públicas, permitindo maior fiscalização pelos seus gestores, com intuito de detectar problemas, distorções, erros e manipulação de resultados que estejam em desacordo com as metas de planejamento anteriormente pré-estabelecidas.

3 PROCEDIMENTOS METODOLÓGICOS

Essa pesquisa teve por objetivo identificar desvios significativos na distribuição dos dois primeiros dígitos das empresas listadas na B3 no ano de 2008 a 2018 em relação ao previsto pela Lei de Newcomb-Benford. Diante disso, o estudo é caracterizado como descritivo e exploratório.

A pesquisa descritiva expõe características de determinada população ou de determinado fenômeno tendo por objetivo conhecer e interpretar a realidade, sem nela interferir para modificá-la, mas não tem o compromisso de explicar os fenômenos que descreve, embora sirva de base para tal explicação. Normalmente ela se baseia em amostras grandes e representativas (CHURCHILL; IACOBUCCI, 2006). Para Sampieri et al. (1991) a pesquisa exploratória tem a necessidade de proporcionar maior familiaridade com o tema escolhido, aprimorando as ideias e investigações no âmbito de pouco conhecimento sobre o tema abordado.

Quanto ao procedimento, o presente trabalho se constitui uma abordagem quantitativa. Sendo assim, a pesquisa foi instrumentalizada com variáveis econômico-financeira propostas por Cella e Rech (2017) constituindo-se de elementos presentes na Demonstração de Resultado e Balanço Patrimonial conforme apresentado no Quadro 1.

Quadro 1: Variáveis utilizados

Variáveis	Red Flags
Caixa	Saldos discrepantes em relação aos demais itens das Demonstrações Contábeis
Imobilizado	Contabilização de ativos imobilizados com valores superfaturados
Estoques	Podem apresentar o reflexo do superfaturamento dos contratos com fornecedores
Receitas	As receitas podem sofrer manipulação
Custo das Mercadorias Vendidas (CMV) ou Custo dos Produtos Vendidos (CPV)	Reflexo das contas fornecedores e estoques
Lucro Antes do Imposto de Renda (LAIR)	Impacto da manipulação dos itens dos demais itens do Demonstração de Resultado.

Fonte: Adaptado de Cella e Rech (2017).

Os dados para a presente pesquisa foram coletados das Demonstrações Financeiras Padronizadas (DFP) disponíveis na plataforma Economática. O lapso de tempo dos dados abrange o período de janeiro de 2008 (1º trimestre – 1T 2008) a dezembro de 2018 (4º trimestre – 4T 2018), esses dados têm a finalidade de observar indícios de desvios significativos do primeiro e segundo dígito com base na Lei de Newcomb-Benford. A amostra abrange seis variáveis (Caixa, Imobilizado, Estoques, Receitas, Custo dos Produtos Vendidos (CPV), e Lucro Antes dos Impostos (LAIR) e um total de 79.308 observações nos registros. A população da presente pesquisa constitui-se das empresas listadas na B3, por conseguinte, a amostra é composta das empresas de capital aberto que apresentaram dados trimestrais em todo o período de análise, excluindo as empresas financeiras. Posteriormente, foram excluídas as empresas sem dados, números negativos, com existência de menos 4 dígitos e números menores que 10, abrangendo ao final do tratamento dos dados, um total de 480 companhias amostradas.

Os dados coletados foram tabulados em planilhas eletrônicas e a análise foi realizada com o auxílio do programa estatístico RStudio. Para análise dos valores das variáveis em relação à conformidade da Lei de Benford, foram realizados os seguintes procedimentos: a) Tabulação da frequência de ocorrência do primeiro e segundo dígito de cada variável; b) Aplicação do teste de Kolmogorov-Smirnov (KS). O teste de Kolmogorov-Smirnov (KS) é executado entre os números de identificação (x, dígitos) e pbenf (dígitos).

Especificamente:

$$D = \sup_{i=10^{k-1}, \dots, 10^k-1} \left| \sum_{j=1}^i (f_j^o - f_j^e) \right| \cdot \sqrt{n}$$

Onde:

fo i- denota a frequência observada de dígitos i,

fe i- denota a frequência esperada de dígitos i.

n- número de observações

x é um vetor numérico de comprimento arbitrário.

Os valores de x devem ser contínuos, como ditado pela teoria, mas também podem ser inteiros. Os dígitos foram escolhidos para que a significância (x, dígitos) não fosse influenciada pelo arredondamento anterior. E c) aplicação do Mantissas Arc Test: conforme apresentado por Nigrini (2012). A proposta de Nigrini, de avaliar o teste DMA (*desvio médio absoluto*) dos dois primeiros dígitos juntos são: entre 0 e 0,0012 próximo de conformidade; entre 0,0012 e 0,0018, conformidade; 0,0018 a 0,0022 conformidade mínima e maior que 0,0022 não-conformidade. O nível de significância adotado neste estudo foi de $p < 0,05$ ou 5%.

4 RESULTADOS E DISCUSSÕES

Nesta sessão serão apresentados os dados correspondentes às seis variáveis analisadas das 480 empresas listadas na B3 no período de 2008 a 2018, conjuntamente. Foram analisadas as variáveis; Caixa, Imobilizado, Estoque, Receita, CPV e Lair, totalizando 79.308 observações, sendo Caixa (11.610), Imobilizado (15.291), Estoque (10.711), Receita (15.140), CPV (14.387), e Lair (12.169), em um total de 44 trimestres no período de janeiro de 2008 a dezembro de 2018.

A base de dados é composta por 90 categorias para cada variável (10, 11, ..., 98, 99), onde se realizou uma comparação da frequência de cada uma delas com a frequência relativa esperada por Benford, pelo teste de Kolmogorov-Smirnov (KS) e avaliação do desvio médio absoluto (DMA). As tabelas apresentadas nesta sessão demonstram os resultados dos testes estatísticos com nível de confiança de 95%. A seguir, a tabela 2 apresenta os resultados da distribuição da frequência dos dois primeiros dígitos obtidos para a variável Caixa em comparação com as frequências esperadas pela Lei de Benford.

Tabela 2- Distribuição da frequência dos dois primeiros dígitos da variável “Caixa” de 480 empresas listadas na B3, no período de 2008 a 2018 e teste de Kolmogorov-Smirnov.

Caixa								
Dígitos	Prob (fe)	Prob (fo)	Dígitos	Prob (fe)	Prob (fo)	Dígitos	Prob (fe)	Prob (fo)
10	0,041	0,492	40	0,011	0,115	70	0,006	0,063
RIC- Revista de Informação Contábil - ISSN 1982-3967					v.17	e-023013	1-22	2023

11	0,038	0,440	41	0,01	0,103	71	0,006	0,077
12	0,035	0,447	42	0,01	0,135	72	0,006	0,052*
13	0,032	0,397	43	0,01	0,113	73	0,006	0,055
14	0,03	0,376	44	0,01	0,120	74	0,006	0,057
15	0,28	0,318	45	0,01	0,101	75	0,006	0,065
16	0,026	0,321	46	0,009	0,099	76	0,006	0,054
17	0,025	0,284	47	0,009	0,092	77	0,006	0,056
18	0,023	0,281	48	0,009	0,092	78	0,006	0,063
19	0,022	0,281	49	0,009	0,088	79	0,005	0,061
20	0,021	0,223	50	0,009	0,109	80	0,005	0,050
21	0,02	0,265*	51	0,008	0,118	81	0,005	0,059
22	0,019	0,258*	52	0,008	0,103	82	0,005	0,058
23	0,018	0,224	53	0,008	0,106	83	0,005	0,062
24	0,018	0,249*	54	0,008	0,085	84	0,005	0,047
25	0,017	0,219	55	0,008	0,080	85	0,005	0,053
26	0,016	0,203	56	0,008	0,100	86	0,005	0,061
27	0,016	0,185	57	0,008	0,085	87	0,005	0,043
28	0,015	0,176	58	0,007	0,073	88	0,005	0,039
29	0,015	0,177	59	0,007	0,083	89	0,005	0,043
30	0,014	0,173	60	0,007	0,082	90	0,005	0,058
31	0,014	0,169	61	0,007	0,080	91	0,005	0,038
32	0,013	0,179	62	0,007	0,077	92	0,005	0,050
33	0,013	0,149	63	0,007	0,073	93	0,005	0,035
34	0,013	0,142	64	0,007	0,064	94	0,005	0,049
35	0,012	0,134	65	0,007	0,068	95	0,005	0,056
36	0,012	0,138	66	0,007	0,072	96	0,005	0,040
37	0,012	0,137	67	0,006	0,079	97	0,004	0,034
38	0,011	0,133	68	0,006	0,067	98	0,004	0,044
39	0,011	0,145	69	0,006	0,076	99	0,004	0,045
D	3,017							
p-value	0,000*							

* Significante a 5% ($p < 0,05$). D - Teste de Kolmogorov-Smirnov (KS)

A variável caixa apresentou diferenças estatisticamente significativas entre as frequências dos dígitos 21, 22, 24 e 72, esperadas pela lei de Benford e as frequências observadas para esses dígitos (Tabela 2). Entretanto, as frequências obtidas para essa variável demonstraram que ela apresentou conformidade próxima ao esperado pela Lei de Benford (DMA= 0.0009132052). Cella e Rech (2017), obtiveram em seus resultados, menores discrepâncias na conta caixa e equivalente de caixa para análise do primeiro dígito, porém, essa variável não apresentou

RIC- Revista de Informação Contábil - ISSN 1982-3967	v.17	e-023013	1-22	2023
--	------	----------	------	------

conformidade com a Lei de Benford. Os resultados obtidos por esses autores se assemelharam ao obtido por este estudo para análise dos dois primeiros dígitos, com discrepâncias baixas e conformidade aproximada a distribuição de frequência esperada por Benford.

A tabela 3 apresenta os resultados da distribuição da frequência dos dois primeiros dígitos obtidos para a variável imobilizado em comparação com as frequências esperadas pela Lei de Benford.

Tabela 3- Distribuição da frequência dos dois primeiros dígitos da variável “Imobilizado” de 480 empresas listadas na B3, no período de 2008 a 2018 e teste de Kolmogorov-Smirnov.

Imobilizado								
Dígitos	Prob (fe)	Prob (fo)	Dígitos	Prob (fe)	Prob (fo)	Dígitos	Prob (fe)	Prob (fo)
10	0,041	0,582*	40	0,011	0,142	70	0,006	0,104
11	0,038	0,599	41	0,01	0,177	71	0,006	0,089
12	0,035	0,521	42	0,01	0,149	72	0,006	0,115*
13	0,032	0,537	43	0,01	0,136	73	0,006	0,095
14	0,03	0,433	44	0,01	0,137	74	0,006	0,099
15	0,28	0,485*	45	0,01	0,136	75	0,006	0,112*
16	0,026	0,429	46	0,009	0,137	76	0,006	0,105
17	0,025	0,409	47	0,009	0,145	77	0,006	0,086
18	0,023	0,377	48	0,009	0,131	78	0,006	0,081
19	0,022	0,345	49	0,009	0,121	79	0,005	0,085
20	0,021	0,327	50	0,009	0,110	80	0,005	0,099
21	0,02	0,357*	51	0,008	0,115	81	0,005	0,071
22	0,019	0,315	52	0,008	0,112	82	0,005	0,083
23	0,018	0,332	53	0,008	0,112	83	0,005	0,071
24	0,018	0,300	54	0,008	0,108	84	0,005	0,076
25	0,017	0,236	55	0,008	0,104	85	0,005	0,068
26	0,016	0,231	56	0,008	0,118	86	0,005	0,010*
27	0,016	0,248	57	0,008	0,098	87	0,005	0,082
28	0,015	0,223	58	0,007	0,094	88	0,005	0,074
29	0,015	0,203	59	0,007	0,100	89	0,005	0,079
30	0,014	0,235	60	0,007	0,117	90	0,005	0,051*
31	0,014	0,242*	61	0,007	0,102	91	0,005	0,076
32	0,013	0,198	62	0,007	0,101	92	0,005	0,082
33	0,013	0,203	63	0,007	0,091	93	0,005	0,054
34	0,013	0,175	64	0,007	0,113	94	0,005	0,052*
35	0,012	0,166	65	0,007	0,108	95	0,005	0,062
36	0,012	0,178	66	0,007	0,113	96	0,005	0,074

37	0,012	0,176	67	0,006	0,109	97	0,004	0,050*
38	0,011	0,147	68	0,006	0,113	98	0,004	0,058
39	0,011	0,139*	69	0,006	0,108	99	0,004	0,053
D	2,1309							
p-value	0,000*							

* Significante a 5% ($p < 0,05$).

D- Teste de Kolmogorov-Smirnov (KS)

A variável imobilizado também apresentou diferenças estatisticamente significativas entre as frequências esperadas por Benford e as frequências observadas para os dois primeiros dígitos dessa variável ($P=0,000$). Os dígitos 10, 21, 31, 39, 72, 75, 86, 90, 94 e 97 apresentaram frequências divergentes ao esperado pela Lei (Tabela 3). As frequências obtidas para o imobilizado demonstraram que essa variável apresentou conformidade próxima ao esperado pela Lei de Benford ($DMA= 0,0009757231$). Neste estudo, o imobilizado foi a variável que apresentou maior quantidade de dígitos com discrepâncias ao que se era esperado. Cella e Rech (2017) analisaram o primeiro dígito de 40 empresas listadas da B3 separada da empresa Petrobras e verificaram que a variável imobilizado na empresa Petrobras estava em conformidade com de LB, enquanto as 40 empresas listadas na B3 apresentaram discrepâncias.

A seguir, a tabela 4 apresenta os resultados que foram obtidos para a distribuição da frequência dos dois primeiros dígitos da variável Estoques em comparação com as frequências esperadas pela Lei de Benford.

Tabela 4- Distribuição da frequência dos dois primeiros dígitos da variável “Estoques” de 480 empresas listadas na B3, no período de 2008 a 2018 e teste de Kolmogorov-Smirnov.

Estoques								
Dígitos	Prob (fe)	Prob (fo)	Dígitos	Prob (fe)	Prob (fo)	Dígitos	Prob (fe)	Prob (fo)
10	0,041	0,472	40	0,011	0,116	70	0,006	0,064
11	0,038	0,349	41	0,01	0,122	71	0,006	0,066
12	0,035	0,422*	42	0,01	0,109	72	0,006	0,072
13	0,032	0,319	43	0,01	0,121	73	0,006	0,058
14	0,03	0,313	44	0,01	0,124	74	0,006	0,058
15	0,28	0,261*	45	0,01	0,090	75	0,006	0,053
16	0,026	0,282	46	0,009	0,111	76	0,006	0,053
17	0,025	0,249	47	0,009	0,101	77	0,006	0,058
18	0,023	0,233	48	0,009	0,088	78	0,006	0,060
19	0,022	0,233	49	0,009	0,085	79	0,005	0,050
20	0,021	0,189*	50	0,009	0,107	80	0,005	0,056
21	0,02	0,204	51	0,008	0,078	81	0,005	0,050
22	0,019	0,182	52	0,008	0,090	82	0,005	0,060
23	0,018	0,193	53	0,008	0,095	83	0,005	0,042

24	0,018	0,145*	54	0,008	0,084	84	0,005	0,056
25	0,017	0,160	55	0,008	0,092	85	0,005	0,071*
26	0,016	0,176	56	0,008	0,091	86	0,005	0,054
27	0,016	0,194	57	0,008	0,087	87	0,005	0,059
28	0,015	0,171	58	0,007	0,085	88	0,005	0,051
29	0,015	0,162	59	0,007	0,087	89	0,005	0,052
30	0,014	0,172	60	0,007	0,071	90	0,005	0,051
31	0,014	0,150	61	0,007	0,070	91	0,005	0,052
32	0,013	0,120	62	0,007	0,074	92	0,005	0,048
33	0,013	0,159	63	0,007	0,071	93	0,005	0,042
34	0,013	0,140	64	0,007	0,075	94	0,005	0,045
35	0,012	0,161*	65	0,007	0,073	95	0,005	0,043
36	0,012	0,119	66	0,007	0,64	96	0,005	0,035
37	0,012	0,130	67	0,006	0,098*	97	0,004	0,047
38	0,011	0,122	68	0,006	0,067	98	0,004	0,044
39	0,011	0,122	69	0,006	0,0668	99	0,004	0,062*
D	1.433							
p-value	0.021*							

* Significante a 5% ($p < 0,05$).

D- Teste de Kolmogorov-Smirnov (KS)

A variável estoques apresentou diferenças estatisticamente significativas ($P=0.021$) entre as frequências dos dígitos 12, 15, 24, 35, 67, 85 e 99 esperadas pela lei de Benford e as frequências observadas para esses dígitos (Tabela 4). As frequências obtidas para essa variável demonstraram que ela apresentou conformidade próxima ao esperado pela Lei de Benford ($DMA=0,0009322477$). Cella e Rech (2017) verificaram que o primeiro dígito da variável estoque estava de conformidade com a LB nas 40 empresas analisadas, enquanto a empresa Petrobras apresentou discrepâncias significativas nos valores do primeiro dígito dessa variável.

A tabela 5 apresenta os resultados obtidos para a distribuição da frequência dos dois primeiros dígitos da variável Receita em comparação com as frequências esperadas pela Lei de Benford.

Tabela 5- Distribuição da frequência dos dois primeiros dígitos da variável “Receita” de 480 empresas listadas na B3, no período de 2008 a 2018 e teste de Kolmogorov-Smirnov.

Receita								
Dígitos	Prob (fe)	Prob (fo)	Dígitos	Prob (fe)	Prob (fo)	Dígitos	Prob (fe)	Prob (fo)
10	0,041	0,627	40	0,011	0,170	70	0,006	0,121*
11	0,038	0,594	41	0,01	0,143	71	0,006	0,079
12	0,035	0,473	42	0,01	0,143	72	0,006	0,096
13	0,032	0,473	43	0,01	0,150	73	0,006	0,086
14	0,03	0,454	44	0,01	0,150	74	0,006	0,090

15	0,28	0,423	45	0,01	0,122	75	0,006	0,077
16	0,026	0,394	46	0,009	0,141	76	0,006	0,087
17	0,025	0,350	47	0,009	0,151	77	0,006	0,088
18	0,023	0,361	48	0,009	0,142	78	0,006	0,071
19	0,022	0,351	49	0,009	0,148	79	0,005	0,073
20	0,021	0,341	50	0,009	0,118	80	0,005	0,077
21	0,02	0,322	51	0,008	0,139	81	0,005	0,094
22	0,019	0,301	52	0,008	0,139	82	0,005	0,081
23	0,018	0,286	53	0,008	0,130	83	0,005	0,076
24	0,018	0,269	54	0,008	0,123	84	0,005	0,092
25	0,017	0,259	55	0,008	0,119	85	0,005	0,079
26	0,016	0,251	56	0,008	0,116	86	0,005	0,072
27	0,016	0,240	57	0,008	0,096	87	0,005	0,071
28	0,015	0,226	58	0,007	0,090*	88	0,005	0,073
29	0,015	0,223	59	0,007	0,099	89	0,005	0,066
30	0,014	0,218	60	0,007	0,116	90	0,005	0,065
31	0,014	0,224	61	0,007	0,101	91	0,005	0,059
32	0,013	0,201	62	0,007	0,080*	92	0,005	0,068
33	0,013	0,214	63	0,007	0,095	93	0,005	0,077
34	0,013	0,188	64	0,007	0,078	94	0,005	0,078
35	0,012	0,208	65	0,007	0,01	95	0,005	0,064
36	0,012	0,199	66	0,007	0,092	96	0,005	0,074
37	0,012	0,191	67	0,006	0,096	97	0,004	0,076
38	0,011	0,161	68	0,006	0,096	98	0,004	0,085*
39	0,011	0,192*	69	0,006	0,097	99	0,004	0,051
D	-	0.93001						
p-value	-	0.2746						

* Significante a 5% ($p < 0,05$).

D- Teste de Kolmogorov-Smirnov (KS)

As frequências obtidas para os dois primeiros dígitos da variável receita não diferiram estatisticamente das frequências esperadas pela Lei de Benford pelo teste de Kolmogorov-Smirnov ($P=0.2725$). No entanto, ao se observar as frequências obtidas, os dígitos 39, 58, 62, 70 e 98 apresentaram diferenças estatisticamente significativas quando comparadas as frequências esperadas (Tabela 5). Essa variável também apresentou conformidade próxima ao esperado pela Lei de Benford ($DMA=0.0006219114$). A pesquisa de Cella e Rech (2017) também encontrou discrepâncias na frequência do primeiro dígito da variável receita tanto nas empresas B3 quanto na Petrobras.

A tabela 6 apresenta os resultados que foram obtidos para a distribuição da frequência dos dois primeiros dígitos da variável CPV em comparação com as frequências esperadas pela Lei de Benford.

Tabela 6- Distribuição da frequência dos dois primeiros dígitos da variável “CPV” de 480 empresas listadas na B3, no período de 2008 a 2018 e teste de Kolmogorov-Smirnov.

CPV								
Dígitos	Prob (fe)	Prob (fo)	Dígitos	Prob (fe)	Prob (fo)	Dígitos	Prob (fe)	Prob (fo)
10	0,041	0,575	40	0,011	0,165	70	0,006	0,082
11	0,038	0,541	41	0,01	0,139	71	0,006	0,088
12	0,035	0,501	42	0,01	0,132	72	0,006	0,085
13	0,032	0,452	43	0,01	0,156	73	0,006	0,079
14	0,03	0,436	44	0,01	0,136	74	0,006	0,086
15	0,28	0,446*	45	0,01	0,123	75	0,006	0,094
16	0,026	0,389	46	0,009	0,129	76	0,006	0,073
17	0,025	0,343	47	0,009	0,120	77	0,006	0,080
18	0,023	0,357	48	0,009	0,129	78	0,006	0,089
19	0,022	0,340	49	0,009	0,113	79	0,005	0,062
20	0,021	0,292	50	0,009	0,126	80	0,005	0,090
21	0,02	0,316	51	0,008	0,146*	81	0,005	0,073
22	0,019	0,277	52	0,008	0,106	82	0,005	0,078
23	0,018	0,248	53	0,008	0,120	83	0,005	0,087
24	0,018	0,255	54	0,008	0,109	84	0,005	0,072
25	0,017	0,244	55	0,008	0,108	85	0,005	0,070
26	0,016	0,221	56	0,008	0,104	86	0,005	0,066
27	0,016	0,242	57	0,008	0,116	87	0,005	0,076
28	0,015	0,204	58	0,007	0,102	88	0,005	0,066
29	0,015	0,222	59	0,007	0,084	89	0,005	0,073
30	0,014	0,217	60	0,007	0,101	90	0,005	0,076
31	0,014	0,228	61	0,007	0,100	91	0,005	0,061
32	0,013	0,166	62	0,007	0,1*	92	0,005	0,082
33	0,013	0,202	63	0,007	0,101	93	0,005	0,066
34	0,013	0,203	64	0,007	0,107	94	0,005	0,066
35	0,012	0,183	65	0,007	0,090	95	0,005	0,054
36	0,012	0,165	66	0,007	0,092	96	0,005	0,047
37	0,012	0,171	67	0,006	0,084	97	0,004	0,068
38	0,011	0,161	68	0,006	0,095	98	0,004	0,055
39	0,011	0,164	69	0,006	0,067	99	0,004	0,055

D	-	0.91607
p-value	-	0.2878

* Significante a 5% ($p < 0,05$).

D- Teste de Kolmogorov-Smirnov (KS)

As frequências obtidas para os dois primeiros dígitos da variável CPV também não diferiram estatisticamente das frequências esperadas pela Lei de Benford pelo teste de Kolmogorov-Smirnov ($P=0.2878$). No entanto foi encontrado diferenças estatisticamente significativas para as frequências dos dígitos 15, 51 e 62 (Tabela 6). O CPV também apresentou conformidade próxima ao esperado pela Lei de Benford ($DMA=0,0006657834$). Cella e Rech (2017) encontraram discrepâncias significativas no primeiro dígito da variável CPV e não conformidade com a Lei de Benford.

Por fim, a tabela 7 apresenta os resultados obtidos para a distribuição da frequência dos dois primeiros dígitos da variável LAIR em comparação com as frequências esperadas pela Lei de Benford.

Tabela 7- Distribuição da frequência dos dois primeiros dígitos da variável “LAIR” de 480 empresas listadas na B3, no período de 2008 a 2018 e teste de Kolmogorov-Smirnov.

LAIR								
Dígitos	Prob (fe)	Prob (fo)	Dígitos	Prob (fe)	Prob (fo)	Dígitos	Prob (fe)	Prob (fo)
10	0,041	0,536	40	0,011	0,13	70	0,006	0,074
11	0,038	0,46	41	0,01	0,133	71	0,006	0,073
12	0,035	0,44	42	0,01	0,138	72	0,006	0,069
13	0,032	0,42	43	0,01	0,134*	73	0,006	0,063
14	0,03	0,356	44	0,01	0,125	74	0,006	0,06
15	0,28	0,38*	45	0,01	0,098	75	0,006	0,069
16	0,026	0,328	46	0,009	0,195	76	0,006	0,067
17	0,025	0,311	47	0,009	0,116	77	0,006	0,081
18	0,023	0,279	48	0,009	0,103	78	0,006	0,06
19	0,022	0,283	49	0,009	0,117	79	0,005	0,056
20	0,021	0,269	50	0,009	0,119	80	0,005	0,063
21	0,02	0,258	51	0,008	0,102	81	0,005	0,071
22	0,019	0,223	52	0,008	0,074*	82	0,005	0,047
23	0,018	0,216	53	0,008	0,092	83	0,005	0,06
24	0,018	0,235	54	0,008	0,091	84	0,005	0,049
25	0,017	0,227	55	0,008	0,105	85	0,005	0,052
26	0,016	0,223	56	0,008	0,09	86	0,005	0,049
27	0,016	0,212	57	0,008	0,089	87	0,005	0,054
28	0,015	0,179	58	0,007	0,099	88	0,005	0,066
29	0,015	0,171	59	0,007	0,084	89	0,005	0,055

30	0,014	0,163	60	0,007	0,089	90	0,005	0,053
31	0,014	0,178	61	0,007	0,075	91	0,005	0,049
32	0,013	0,171	62	0,007	0,076	92	0,005	0,062
33	0,013	0,145	63	0,007	0,087	93	0,005	0,056
34	0,013	0,14	64	0,007	0,07	94	0,005	0,038*
35	0,012	0,143	65	0,007	0,065	95	0,005	0,049
36	0,012	0,15	66	0,007	0,087	96	0,005	0,058
37	0,012	0,138	67	0,006	0,074	97	0,004	0,062
38	0,011	0,117	68	0,006	0,076	98	0,004	0,043
39	0,011	0,138	69	0,006	0,082	99	0,004	0,045
D	-	1,9448						
p-value	-	0,000*						

* Significante a 5% ($p < 0,05$).

D- Teste de Kolmogorov-Smirnov (KS)

O resultado apresentado indica que a variável LAIR da Petrobras não segue a distribuição esperada pela Lei de Benford. Isso significa que as frequências observadas para os dois primeiros dígitos da variável LAIR mudaram estatisticamente significativamente em relação às frequências esperadas pela Lei de Benford. Essa discrepância foi observada principalmente para os dígitos 15, 43, 52 e 94, que apresentaram frequências divergentes do esperado pela Lei.

No entanto, é importante destacar que, apesar dessa discrepância, a variável LAIR apresentou uma conformidade próxima ao esperado pela Lei de Benford, indicada pelo valor de DMA (Desvio Médio Absoluto) de 0,0007740007. Esse valor indica que, em média, a diferença entre as frequências observadas e as esperadas pela Lei de Benford é relativamente pequena, o que sugere que a variável LAIR da Petrobras pode ter algumas características que a aproximam da distribuição esperada pela Lei de Benford.

Comparando com estudos anteriores, Cella e Rech (2017) observaram conformidade das empresas da B3 com a Lei de Benford e não discrepância nas frequências observadas para o primeiro dígito. No entanto, a Petrobras apresentou discrepância nos valores da variável LAIR, o que indica que ela pode ter características diferentes das demais empresas estudadas.

Em resumo, o resultado encontrado para a variável LAIR da Petrobras sugere que ela não segue a distribuição esperada pela Lei de Benford, especialmente para alguns dígitos específicos. No entanto, essa discrepância é relativamente pequena em relação ao valor médio esperado por Lei de Benford, o que sugere que a variável LAIR da Petrobras pode ter algumas características que a aproximam dessa distribuição.

5 CONSIDERAÇÕES FINAIS

A proposta do presente trabalho foi aplicar a Lei de Newcomb-Benford nos dois primeiros dígitos em demonstrações econômico-financeira de empresas listadas na B3 no ano de 2008 a 2018, a fim de verificar possíveis desvio através de *Red flags*. Os testes aplicados (Kolmogorov-Smirnov e *Desvio Médio Absoluto*) nas variáveis das 480 empresas listadas na B3 apresentaram bons resultados. O algoritmo que combina o teste dos dois primeiros dígitos forneceu um diagnóstico bastante preciso nos valores que apresentavam irregularidade nos dados coletados.

O resultado da pesquisa demonstra a conformidade geral da distribuição da frequência observada (fo) e frequência esperada (fe) pelo teste dos dois primeiros dígitos. A identificação por Nigrini (2012) através do teste desvio médio absoluto (DMA) mostrou conformidade próxima ao esperado pela Lei de Benford para todas as variáveis analisadas (Caixa, Imobilizado, Estoques, Receitas, CPV e LAIR). Ressalta-se que este estudo se refere aos dois primeiros dígitos juntos (90 categorias), método que mostrou possíveis desvios de *Red Flags* nas variáveis auditadas. Ao contrário do trabalho “Caso Petrobras” que analisou apenas o primeiro dígito usando os testes Estatística Z e χ^2 .

É importante ressaltar que, o estudo realizado neste trabalho não permite afirmar absolutamente que um indivíduo ou organização possuem atividades fraudulentas, pois o objetivo principal foi apresentar contribuições para que o profissional em auditoria possa maximizar sua chance de detecção de fraudes corporativas através da aplicação da Lei de Newcomb-Benford. Neste contexto o modelo contabilométrico se destaca na determinação de quais conjuntos de dados poderiam ser auditados em função da sua maior ou menor conformidade com a Lei de Benford. Dessa forma, avalia-se como benéfica a utilização do algoritmo apresentado neste trabalho para a escolha dos dados nas empresas listadas na B3.

Para pesquisas futuras sugere-se a avaliação do primeiro e segundo dígito separadamente e também conjuntamente. A observação individual dos dígitos e a observação conjunta poderá permitir uma avaliação mais precisa dos desvios *Red Flags* nas variáveis de interesse, como também avaliar as particularidades nos desvios desses dígitos, e a partir disso inferir quais dígitos podem ser mais eficientes na detecção de fraudes. Sugere-se também a aplicação de outros testes, como por exemplo, os testes Z e χ^2 nas variáveis de interesse, no intuito de comparar as particularidades dos testes e de se inferir quais testes podem ser mais indicados para cada situação, e se algum desses testes pode fornecer uma informação mais precisa sobre o tema abordado.

REFERÊNCIAS

Mansor, N. (2015). Concomitant debacle of fraud incidences in the Nigeria public sector: Understanding the power of fraud triangle theory. *International journal of academic research in business and social sciences*, 5(9), 2222-6990.

- Berton, L. (1995). He's got their number: scholar uses math to foil financial fraud. *Wall Street Journal*, 10, B1.
- Bhattacharya, S., Kumar, K., & Smarandache, F. (2010). Conditional probability of actually detecting a financial fraud—a neutrosophic extension to Benford's law. *MULTISPACE & MULTISTRUCTURE. NEUTROSOPHIC TRANSDISCIPLINARITY*, 142.
- Busta, B., & Sundheim, R. (1992). Detecting manipulated tax returns with the use of Benford's law. *Center for Business Research Working Paper*, (W95-106), 94.
- Carslaw, C. A. (1988). Anomalies in income numbers: Evidence of goal oriented behavior. *Accounting Review*, 321-327.
- Cella, R. S., & Rech, I. J. (2017). CASO PETROBRAS: A LEI DE BENFORD PODERIA DETECTAR A FRAUDE?. *Revista de Gestão, Finanças e Contabilidade*, 7(3), 86-104.
- Iacobucci, D., & Churchill, G. A. (2006). *Marketing research: methodological foundations* (Vol. 199).
- Clinard, M. B. (1954). *Other People's Money: A Study in the Social Psychology of Embezzlement*.
- Desai, V., Srivastava, R. P., & Roberts, R. W. (2010). A Conceptual Model for External Auditor Evaluation of the Internal Audit Function Using Belief Functions. *Contemporary Accounting Research*, 27(2), 537-575.
- Durtschi, C., Hillison, W., & Pacini, C. (2004). The effective use of Benford's law to assist in detecting fraud in accounting data. *Journal of forensic accounting*, 5(1), 17-34.
- Forster, R. P. (2006). Auditoria contábil em entidades do terceiro setor: uma aplicação da Lei Newcomb-Benford.
- Francischetti, C. E. (2007). Aplicação da Lei dos Números Anômalos ou Lei de Newcomb-Benford para o controle das demonstrações financeiras das organizações. *Univ. Metodista de Piracicaba*, 46.
- Hooper, M. J., & Pornelli, C. M. (2010). Detering and detecting financial fraud: A platform for action. *Center for audit quality*.
- Howe, M. A., & Malgwi, C. A. (2006). Playing the ponies: A \$5 million embezzlement case. *Journal of Education for Business*, 82(1), 27-33.
- Johnson, G. G. (2005). Financial sleuthing using Benford's law to analyze quarterly data with various industry profiles. *Journal of Forensic Accounting*, 6(2), 293-316.

- Iudícibus, S. D., Marion, J. C., Pereira, E., & Slomski, V. (2001). Dicionário de termos de contabilidade.
- Kumar, K., & Bhattacharya, S. (2002). Benford's law and its application in financial fraud detection. In *Advances in financial planning and forecasting* (pp. 57-70). Emerald Group Publishing Limited.
- L'Astorina¹, H. C., & Borenstein, D. (2011). Planejamento anticorrupção em obras públicas e a teoria do triângulo das fraudes.
- Moore, G. B., & Benjamin, C. O. (2004). Using Benford's Law for fraud detection. *Internal Auditing*, 19(1), 4-4.
- Mulford, C. W., & Comiskey, E. E. (2005). *The financial numbers game: detecting creative accounting practices*. John Wiley & Sons.
- Murcia, F. D. R. (2007). Relevância dos red flags na detecção do risco de fraudes nas demonstrações contábeis: a percepção de auditores independentes brasileiros.
- Murdock, H. (2008). The three dimensions of fraud: internal auditors. Retrieved on June, 22, 2014.
- Nigrini, M. J. (1993). *The detection of income tax evasion through an analysis of digital distributions*. University of Cincinnati.
- Nigrini, M. J., & Miller, S. J. (2009). Data diagnostics using second-order tests of benford's law. *Auditing: A Journal of Practice & Theory*, 28(2), 305-324.
- de Oliveira, J. A. J., Galeano, R., Francischetti, C. E., Padoveze, C. L., & Milani Filho, M. A. F. (2018). Aplicações da Lei de Newcomb-Benford nas demonstrações financeiras da Petrobrás. *Enfoque: Reflexão Contábil*, 37(1), 1-18.
- de Oliveira, J. A. J., Milani Filho, M. A. F., Francischetti, C. E., de Oliveira Jr, S. V., & Padoveze, C. L. (2018). UMA ANÁLISE NOS GASTOS DA UNIÃO: APLICABILIDADE DA LEI DE NEWCOMB-BENFORD. *Contabilometria*, 5(2).
- Pericchi, L., & Torres, D. (2011). Quick anomaly detection by the Newcomb—Benford Law, with applications to electoral processes data from the USA, Puerto Rico and Venezuela. *Statistical science*, 502-516.
- Peterson Kramer, B. K., & Buckoff, T. A. (2005). Anti-fraud education in academia.
- Posch, P. N. (2004). Ziffernanalyse in der Fälschungsaufspürung. Benford's Gesetz und Steuererklärungen in Theorie und Praxis. *Unpublished manuscript*.

- Rae, K., & Subramaniam, N. (2008). Quality of internal control procedures: Antecedents and moderating effect on organisational justice and employee fraud. *Managerial Auditing Journal*.
- Reina, D., do Nascimento, S., & Reina, D. R. M. (2008). A percepção dos auditores quanto à utilização dos Red Flags nas principais empresas de auditoria brasileiras. *Enfoque: Reflexão Contábil*, 27(2), 71-86.
- Ribeiro, J. C., Montenegro, G. B., Santos, J., & Galvão, K. S. (2005). Aplicação da Lei de Newcomb-Benford na Auditoria. Caso notas de empenho dos Municípios do Estado da Paraíba. In *Anais do 5º Congresso USP de Controladoria e Contabilidade*.
- Santos, J., Tenório, J. N. B., & Silva, L. G. C. (2003). Uma aplicação da Teoria das probabilidades na contabilometria: A Lei de Newcomb-Benford como medida para análise de dados no campo da auditoria contábil. *Contabilidade Gestão e Governança*, 6(1).
- Santos, J. D., Diniz, J. A., & Corrar, L. (2007). A lei Newcomb-Benford. *Análise multivariada para os cursos de administração, ciências contábeis e economia*.
- Sampieri, R. H., Collado, C. F., & Lucio, P. B. (1991). Metodología de la investigación (Naucalpan de Juárez, McGraw-Hill Interamericana de México, SA de CV).
- Saville, A. D. (2006). Using Benford's law to detect data error and fraud: an examination of companies listed on the Johannesburg Stock Exchange: economics. *South African journal of economic and management sciences*, 9(3), 341-354.
- Stickney, C. P., & Weil, R. L. (2001). *Contabilidade financeira: uma introdução aos conceitos, métodos e usos*. Atlas.
- Thomas, J. K. (1989). Unusual patterns in reported earnings. *Accounting Review*, 773-787.
- Vona, L. W. (2012). *Fraud risk assessment: Building a fraud audit program*. John Wiley & Sons.
- Wilks, T. J., & Zimbelman, M. F. (2004). Decomposition of fraud-risk assessments and auditors' sensitivity to fraud cues. *Contemporary Accounting Research*, 21(3), 719-745.

