



## A Lei de Benford Capta o Gerenciamento de Resultados de Empresas Brasileiras?<sup>1</sup>

Sirlei Lemes

Universidade Federal de Uberlândia

[sirlemes@uol.com.br](mailto:sirlemes@uol.com.br)

Neirilaine Silva de Almeida

Universidade Federal de Uberlândia

[neirilaine@ufu.br](mailto:neirilaine@ufu.br)

Roberto Frota Decourt

Universidade do Vale do Rio dos Sinos - Unisinos

[rfdecourt@unisinos.br](mailto:rfdecourt@unisinos.br)

Samuel de Paiva Naves Mamede

Taylor University (USA)

[samuel\\_mamede@taylor.edu](mailto:samuel_mamede@taylor.edu)

### Resumo

A Lei de Benford postula que o primeiro dígito de dados reais, em geral, tende a ter uma distribuição em que há maior incidência do número um do que do número nove, o que suscita suspeitas quando os números estão distribuídos uniformemente. Assim, este trabalho teve como objetivo central identificar a associação entre o gerenciamento de resultados (GR) por meio de *accruals* e a incidência de desvios da Lei de Benford (por meio do FSD Score) no primeiro dígito dos números evidenciados nas demonstrações financeiras. A amostra foi composta pelas companhias listadas na B3. Os achados indicam que, embora 91% das companhias apresentem conformidade com a Lei de Benford, não foi identificada uma associação positiva e significativa entre o GR e os desvios da Lei de Benford. Constata-se, assim, que a não conformidade com a Lei de Benford não é condição necessária e nem suficiente para a detecção do GR nas entidades. Ademais, os resultados da pesquisa fornecem indícios que apontam que o FSD Score não tem o potencial de captar o GR no contexto brasileiro, diferentemente do observado em jurisdições mais desenvolvidas. Isso implica que auditores, analistas e investidores devem ter cautela com a eficácia de *proxies* internacionais em mercados emergentes. Assim, os resultados do presente estudo contribuem para o aprimoramento da qualidade das demonstrações financeiras, para o aprofundamento do debate sobre as limitações do FSD Score e para a busca de modelos alternativos que permitam a detecção precoce de manipulações, erros e fraudes contábeis. Afinal, tais esforços são relevantes para assegurar a fidedignidade e a relevância das informações financeiras para os investidores e demais *stakeholders* na tomada de decisão.

**Linha temática:** Contabilidade Financeira e Finanças

**Palavras-Chave:** Gerenciamento de Resultados; Lei de Benford; FSD Score; Fraude

### 1. Introdução

A transparência e confiabilidade das informações divulgadas são atributos relevantes para a qualidade da informação contábil, e a fraude e outras formas de má conduta nos relatórios financeiros constituem relevantes ameaças para a existência e eficiência do mercado de capitais (Amiram et al., 2015). Entre vários modelos que tentam apontar erros, intencionais ou não, nas demonstrações financeiras, destaca-se os derivados da Lei de Benford (LB).

---

<sup>1</sup> Os autores agradecem o apoio do CNPq (Processos 408536/2021-7 Universal e 311038/2022-0 PQ).



Uma média anual de 10% a 21% das empresas da base Compustat engajam em práticas de violações que são potenciais alvos de sanções regulatórias, sendo 0,96% destas violações alvos de fiscalização por parte da *Securities and Exchange Commission* (SEC) por má representação financeira (Alawadhi et al., 2025). Em 2021, o Google Acadêmico apontava mais de 136 mil resultados para o termo ‘gerenciamento de resultados’ (Brennan, 2021), o que aponta para a não consolidação do tema na literatura e para a oportunidade de exploração sob perspectivas distintos.

A Lei de Benford é uma lei estatística que estabelece que a probabilidade de que o primeiro dígito de um conjunto de dados seja maior do que um valor dado é uma função logarítmica de distribuição de probabilidade (Alves et al., 2014). Por exemplo, a probabilidade que o primeiro dígito seja um é de 30,1% enquanto de ser nove é de 4,6%. A LB tem sido efetiva em campos como o de seguros, banco de dados, economia, educação, eleições, administração pública, imobiliário, religião, estatística, e de finanças e contabilidade, para identificar fraudes no nível da empresa e combater evasão fiscal (Jianu & Jianu, 2021).

A não conformação com a LB pode indicar manipulação dos números (Alali & Romero, 2013). A conformidade não, necessariamente, indica naturalidade, mas a não conformidade pode criar algum nível de desconfiança (Nigrini, 1996, apud Alali & Romero, 2013, p.2). A ideia subjacente é que números inventados não seguem a distribuição prevista na referida Lei.

As evidências da literatura sobre a capacidade da não conformidade dos números com a LB indicar fraudes ou má representação da informação financeira das companhias são mistas. Certos tipos de erros nas demonstrações financeiras aumentam o desvio da distribuição teórica da Lei, indicando o potencial dos desvios para identificar o gerenciamento de resultados (Amiram et al., 2015; Nguyen et al., 2023). Por outro lado, a LB pode não prever risco de fraude das empresas (Rad et al., 2021). A não conformidade em saldos bancários, para números que, provavelmente, não são manipulados, também levanta questionamentos sobre a eficácia da LB para identificar fraudes (Druicã et al., 2018).

Considerando a necessidade de mais estudos que explorem outros mecanismos de detecção de gerenciamento de resultados, especificamente para empresas brasileiras, da ampla utilização da LB para apontar riscos de irregularidades em dados numéricos, a relação indicada na literatura entre fraude e qualidade da informação contábil, o cenário distinto de um país em desenvolvimento, a pesquisa tem por objetivo identificar a associação entre o gerenciamento de resultados por meio de *accruals* e a incidência de desvios da Lei de Benford no primeiro dígito dos números evidenciados nas demonstrações financeiras. A amostra foi composta pelas companhias listadas na B3. Especificamente, espera-se verificar o potencial da LB, mensurado pelo *Financial Statement Divergence Score* (FSD Score) para sinalizar o gerenciamento de resultados por meio de *accruals* nas demonstrações financeiras.

O estudo, além de buscar avanços no conhecimento sobre os mecanismos de gerenciamento de resultados também utiliza a métrica FSD Score criada por Amiram et al. (2015) baseada na LB que, até onde se tem conhecimento, o Score não foi testado em dados de empresas brasileiras. No contexto geral, ampliar o conhecimento sobre métricas que buscam avaliar a qualidade da informação contábil, especificamente quanto ao gerenciamento de resultados, permite apontar caminhos para a melhoria da informação contábil e contribui com o processo decisório de auditores, analistas de mercado, investidores e demais interessados nas informações extraídas das demonstrações financeiras.

## 2. Revisão da Literatura

### 2.1. A Lei de Benford e o Gerenciamento de Resultados

A teoria contábil positiva de Watts e Zimmerman (1986, 1990) aponta que os documentos contábeis emitidos podem ser manipulados, mesmo de forma não fraudulenta, e possuem alta



probabilidade de influenciar a opinião de investidores (Aymen et al., 2018). Dentre as técnicas utilizadas para tentar identificar essa manipulação destaca-se a LB.

A LB foi observada em 1881 pelo astronauta e matemático Simon Newcomb que notou que as primeiras páginas de um livro estavam mais desgastadas que as últimas, indicando o uso não uniforme do livro. A Lei foi redescoberta pelo engenheiro elétrico e físico Frank Benford, tornando-se conhecida como Lei de Benford. Benford analisou um grande conjunto de dados e encontrou que o dígito um tende a ocorrer com probabilidade de aproximadamente 30%, muito maior que o esperado de 11,1% correspondente à divisão de um por nove (Alves et al., 2014).

A LB tem sido usada em vários contextos e áreas para identificar manipulações em dados religiosos (Clippe & Ausloos, 2012), número de artigos publicados em revistas (Alves et al., 2014), imposto de renda (Ausloos et al., 2017), fraudes financeiras (Amiram et al., 2015; Kuruppu, 2019; Nguyen et al., 2023; Rad et al., 2021) e estatísticas criminais (Hickman & Rice, 2010). Uma das aplicações da LB, para além da identificação de fraudes, tem sido para a verificação da qualidade dos dados contábeis e a identificação de erros nestes dados. Dados manipulados tendem a não seguir a LB e isso ocorre porque pessoas podem fazer uso excessivo de um número favorito, números elevados ou o número um como forma de exagerar nos resultados (Archambault & Archambault, 2011).

De acordo com a LB, é mais comum o primeiro dígito de uma disposição numérica aleatória ser 1, 2 e 3, representando 60,2% dos casos, do que 4, 5, 6, 7, 8 e 9, e esta ocorrência comporta-se como um fenômeno natural (Orth et al., 2020). Qualquer dimensão que se oponha a este fato evidenciaria uma possível manipulação não natural de determinado dado.

Uma distinção teórica relevante deve ser feita entre gerenciamento de resultados e má conduta. A má conduta nos relatórios financeiros é um termo 'guarda-chuva' para captar fraude, representação inapropriada, falsidade e outras irregularidades dos relatórios financeiros. A má conduta nos relatórios financeiros, especialmente fraude, está em um lado extremo de um espectro das escolhas contábeis discricionárias, com o gerenciamento de resultados no extremo oposto, havendo ainda uma área cinzenta entre os opostos (Amiram et al., 2015). Os limites não são claramente definidos na literatura entre fraude e gerenciamento de resultados, sendo difícil separar as práticas e até que ponto eles se influenciam (Ramos Do Nascimento & De Souza Gonçalves, 2024). A visão predominante sobre o gerenciamento de resultados é que ele reduz a qualidade contábil (Elias, 2012).

Brennan (2025) prefere presumir que os gestores fazem escolhas contábeis dentro dos GAAP que melhor retratam sua empresa, e considera pejorativo o termo gerenciamento de resultados. A autora ainda aponta que os gestores são ex-alunos dos cursos de graduação, questionando se é a melhor forma de retratá-los e se os professores não teriam responsabilidade pelo comportamento dos gestores. Por fim, a autora levanta a questão de por que a ampla evidência de gerenciamento de resultados recebe tão pouca atenção dos órgãos reguladores.

O presente trabalho, sem entrar no mérito se o gerenciamento de resultados também condiz com práticas fraudulentas, utilizará os termos de forma indistinta.

Amiram et al. (2015) criaram, a partir da Lei de Benford, um índice (FSD Score) para estimar o nível de erros ano-empresa das demonstrações financeiras. As vantagens do FSD Score são apontadas na literatura. A LB supera as deficiências do poder explicativo insuficiente dos modelos de *accruals* na detecção do gerenciamento de resultados (Lin et al., 2018). Embora a conformidade com a LB seja aplicada no nível de transações ou no nível de itens de linha das demonstrações financeiras, Amiram et al. (2015) estenderam seu uso para avaliar a qualidade das demonstrações financeiras no nível empresa-ano (Cano-Rodríguez et al., 2025).

Dentre algumas métricas para identificação de erros nas demonstrações financeiras, o FSD Score supera muitas desvantagens de outras métricas que buscam medir a qualidade contábil ou do lucro, pois seu uso não requer informações projetadas, informação sobre retorno ou preço das ações e, provavelmente, não se correlaciona com características das empresas ou



dos modelos de negócios (Amiram et al., 2015), não sendo, portanto contaminado pelo risco econômico ou do negócio, o que se alinha aos propósitos da presente pesquisa.

## 2.2 Estudos Anteriores e Hipóteses

As evidências na literatura sobre o potencial da Lei de Benford para apontar erros nas demonstrações financeiras e, portanto, avaliar a qualidade dos números divulgados são mistos.

Amiram et al. (2015) identificaram a associação da LB com a manipulação de lucro e gerenciamento de resultados baseado em *accruals*, que demonstrações financeiras restabelecidas mais proximamente conformam mais com a LB, e que as divergências da LB aumentam quando a persistência do lucro diminui.

Ainda com foco na manipulação dos números contábeis, Kumar et al. (2018), por meio do FSD Score, testou a manipulação de cinco variáveis contábeis (Receita, Lucro Operacional, Lucro Líquido, Lucro por Ação e Dividendos por Ação) em demonstrações financeiras de companhias listadas indianas, evidenciando a manipulação do dividendo por ação e um alto nível de manipulação de todas as variáveis testadas para empresas com prejuízo.

O FSD Score foi usado para examinar o gerenciamento de resultados em países asiáticos que, no conjunto dos cinco países investigados (Indonésia, Malásia, Filipinas, Tailândia e Vietnã), apontou que os desvios identificados são positivamente relacionados com o gerenciamento de resultados, apesar da conformidade próxima com a LB (Nguyen et al., 2023).

A manipulação de dados contábeis também foi identificada para empresas romenas, notadamente, para empresas maiores e aquelas geridas por CEO do sexo feminino, sendo que auditoria *Big Four* se relacionou com menos manipulação e a adoção das IFRS não reduziu a diferença entre números reais e a LB (Istrate, 2019). No que se refere especificamente à adoção das IFRS, resultado distinto foi encontrado por Jianu e Jianu (2021) que, ao testar a confiabilidade das demonstrações financeiras de companhias romenas, por meio da LB, identificou o aumento da confiabilidade das informações após a implementação das IFRS.

A LB também apontou tendência de gerenciamento de resultados cosimétrica ou seja, pequeno arredondamento para cima, com o arredondamento para cima muito mais significativo no resultado do que no topo da demonstração de resultados, devido às oportunidades mais amplas de manipulação contábil (Kinnunen & Koskela, 2003).

O papel dos incentivos igualmente se faz presente nos estudos que envolvem a LB. Testes dos desvios da distribuição esperada dos dígitos, com base nos registros estruturados em XBRL, também apontou provável manipulação de lucros, sendo tal probabilidade relacionada com os incentivos para atingir limites específicos de lucro (Henselmann et al., 2015). A relação se confirmou no teste entre a qualidade do lucro, medida pelos *accruals* discricionários e FSD Score, com nove características pessoais dos CEOs, com a relação mais pronunciadas quando os CEOs têm altos incentivos de remuneração baseados em ações (Nguyen et al., 2021).

O papel dos esforços adicionais do auditor é apontada como limitador da má conduta, quando se confirma a relação negativa entre honorários anormais e a probabilidade de má conduta financeira pelos desvio da LB (Chakrabarty et al., 2020).

A aplicação da LB permitiu confirmar a relação entre conservadorismo contábil e gerenciamento de resultados para os quatro primeiros dígitos de empresas romenas (Foroghi et al., 2018), entre o arredondamento dos números de lucro líquido de empresas americanas no nível de segmento (Garza-Gomez et al., 2015), entre a LB e manipulação do lucro e da receita para instituições financeiras durante a crise financeira (Grammatikos & Papanikolaou, 2021), entre o gerenciamento de resultados e determinadas características do lucro e da qualidade da auditoria (Lebert et al., 2021), e entre FSD Score e as idades do CEO e do CFO, confirmando a relação para firmas menores, menos alavancadas e quando menos ações são mantidas por investidores institucionais (Davis & Garcia-Cestona, 2023).



No confronto entre países desenvolvidos (Reino Unido e EUA) e emergentes (Brasil, Rússia, Índia, China e Paquistão), aplicando a LB, foi demonstrado que os gestores de mercados emergentes têm mais incentivos para manipular os lucros e que a implementação de medidas legislativas e de governança, após a crise financeira global (2008), reduziu significativamente o comportamento oportunista dos gestores em manipular lucros (Hassan et al., 2024).

Apesar dos estudos relatados confirmarem a relação entre o desvio da LB e a manipulação da informação financeira, outros estudos não a confirmaram, sob certos aspectos.

A LB não funcionou como um complemento às análises de índices e ao processo de auditoria como meio da predição de fraude (Rad et al. 2021). O FSD Score sozinho não forneceu poder preditivo sobre variáveis contábeis nos modelos de detecção de fraude (Alawadhi et al., 2025; Chakrabarty et al., 2025).

Druică (2018) recomendaram cautela em processos de auditoria e de detecção de fraude usando ferramentas analíticas que se baseiam na LB pois, ao aplicarem a Lei à saldos de conta corrente, identificaram conformidade e não conformidade nos dados, para números que supostamente não são manipulados ou contém fraudes.

Walker (2022) replicou os resultados de Amiram et al. (2015) e apontou que o FSD Score baseado na LB não se qualifica para a detecção de erros materiais das demonstrações financeiras nem tem bom desempenho como um indicador antecedente para tais erros.

O FSD score tem se tornado cada vez mais popular em avaliar a qualidade da informação financeira no nível empresa-ano. Todavia, é uma métrica, como várias outras, que estão sujeitas a críticas e que precisam ser utilizadas com cautela. Auditores devem estar cientes que não existe uma relação direta entre conformidade com a LB e a presença ou ausência de demonstrações errôneas (Nigrini, 2017).

O estudo do gerenciamento de resultados de itens contábeis (receita, lucro operacional, lucro líquido e lucro por ação e dividendo por ação) de empresas dos países do BRICS, por meio do FSD Score, evidenciou que os mercados brasileiro, russo e sul-africano apresentaram menos arredondamento do lucro antes da crise (2000-2008) e também no período pós-crise (2009-2015). O lucro operacional do Brasil não apresentou nenhum dígito significativo, o que diminui a chance de erros contábeis (ou manipulação) no Brasil. As empresas brasileiras apresentaram evidências inconclusivas de arredondamento dos números de lucro o que, novamente, pode ser atribuído à melhoria dos padrões de relatórios devido à implementação completa das IFRS (Kumar et al., 2021)

Supostamente o processo regulatório fornece escrutínios dos resultados financeiros e influenciam o tipo de manipulação feita. Todavia, por meio da LB, não se confirmou a expectativa que mais contas poderiam ser manipuladas pelas empresas não reguladas (Archambault & Archambault, 2011). Os autores justificam que a LB é aplicada a um grande conjunto de dados para encontrar manipulação e não para uma empresa individualmente. Assim, se poucas companhias manipularem cada conta, a técnica poderia não identificar qualquer distorção. Na mesma linha, Di Marzio et al. (2024) apontam que é comum que conjuntos de dados usados para testar a LB sejam caracterizados por produzir *p-values* muito baixos em testes de conformidade, mesmo que a hipótese nula da LB seja amplamente reconhecida como válida. Uma possível razão, segundo os autores, é que tamanhos de amostra enormes tornam os testes muito poderosos e, portanto, mesmo pequenas discrepâncias da LB afetam a significância do teste. Além disso, pequenos valores de *p-values* podem ser comumente explicados pela presença de algum ruído (Di Marzio et al., 2024).

Em estudo adicional de validação do FSD Score, Cano-Rodríguez et al. (2025) apontam que a não conformidade dos números contábeis do estudo de Amiram et al. (2015) é maior que o documentado, defendendo que a suposição de que demonstrações financeiras livres de erros estão em conformidade com a LB só seria válida se um número irrealisticamente grande de empresas relatasse uma alta proporção de itens afetados por erros ou manipulações. Eles



também demonstraram que nem todas as alterações nos números contábeis aumentam a divergência com a LB e que várias subamostras de informações consideradas de qualidade inferior não mostraram divergência com a Lei maior que o restante das observações. Os autores afirmam por fim que os resultados empíricos questionam a validade do FSD Score como uma medida de acurácia das demonstrações financeiras no nível empresa-ano.

Os testes de conformidade com a LB na literatura contábil como indício de manipulação dos números abrangem o conjunto completo das demonstrações financeiras ou grupos específicos de contas. Os itens passivo corrente, ativo não corrente líquido, custo das mercadorias/produtos vendidos, estoques, recebíveis e passivos correntes mostraram provável manipulação, com redução da manipulação pelo escrutínio regulatório de grandes empresas e/ou *enforcement* dos princípios contábeis geralmente aceitos por empresas de auditoria, embora a significância estatística se deu mais fortemente pelo modelo Bayesiano do que pelo MAD Score, e mais para os dois primeiros dígitos do que somente pelo primeiro (Alali & Romero, 2013).

A distribuição proposta na LB para contas individuais indicou falta de acurácia das contas de vendas e lucro líquido em contraste com o resultado abrangente (Bader & Saleh, 2017). Também utilizando oito itens das demonstrações financeiras, foi apontado uma tendência de arredondamento dos itens, principalmente em empresas de grande porte, com auditores afiliados a redes internacionais, menos lucrativas, com CFO do sexo masculino, sendo tais resultados confirmados pela análise dos *accruals* discricionários (Istrate & Carp, 2024)

Outra discussão na literatura sobre a LB é se o primeiro dígito conseguiria captar anomalias nos números contábeis ou o segundo teria maior capacidade para tal. O primeiro dígito satisfaz a LB com alta probabilidade, mas as manipulações ocorrem com o segundo dígito, pois manipulações com o primeiro dígito implicarão na abertura de uma investigação de fraude financeira e a confiança nas demonstrações financeiras provavelmente seria abalada (Pavlović et al., 2019). Para os autores, a pesquisa corrobora a afirmação de Diekmann (2007) de que usar um teste de Benford para os primeiros dígitos forneceria resultados enganosos quando se investiga fraudes financeiras. Em estudo sobre as variáveis contábeis e fiscais de companhias de serviços de investimento e bancários, se confirmou tal assertiva ao apresentar os primeiros dígitos mais próximos da distribuição da LB sob a justificativa de que aqueles que desejam brincar com números podem não entender a lei e tentam posicionar os dígitos uniformemente, o que não foi observado para o segundo dígito (Sastroredjo, 2025).

Complementando achados que exploram o potencial não apenas do primeiro dígito de indicar fraude, estudos identificam a manipulação do primeiro dígito por via indireta, ou seja, pelo arredondamento do segundo dígito das receitas por um valor elevado para melhorar o primeiro dígito (Lacina et al., 2018a), ou conversão de altos segundos (terceiros) dígitos de lucro líquido para melhorar os primeiros (segundos) dígitos, ambos em relação a companhias coreanas (Lacina et al., 2018b). Assim usar o primeiro, o segundo ou os dois dígitos em estudos que buscam identificar manipulação de números contábeis é uma questão em aberto.

No cenário brasileiro, para ficar mais próximo ao escopo da presente pesquisa, Cella e Rech (2017) usaram a LB, aplicada a contas consideradas possíveis *red flags* para verificar a detecção de fraude na Petrobras. Apesar de terem encontrado discrepâncias em relação aos números da Petrobrás, para 40 outras empresas as discrepâncias foram superiores. A evidência de que o gerenciamento ocorre três anos antes da ocorrência de fraude também foi testada, sendo apontado que empresas que cometem fraudes gerenciam mais os resultados do que as que não cometem, mas não foi identificado tal fato no período exatamente anterior ao cometimento de fraude (Ramos Do Nascimento & De Souza Gonçalves, 2024).

Sobre o impacto das IFRS no gerenciamento de resultados pelas companhias brasileiras as evidências são distintas. Por meio da capacidade preditiva dos *accruals* apontou-se que havia gerenciamento de resultados antes da adoção das IFRS, sob a justificativa da maior influência



do fisco, o que poderia induzir gestores a manipular resultados contábeis com objetivo de reduzir lucros (Boina & Macedo, 2018). Todavia, investigação sobre a associação entre o sentimento do investidor e a prática do gerenciamento de resultados por *accruals* discricionários apontou a existência ainda de gerenciamento de resultados após a implementação das IFRS (Santana et al., 2020).

Considerando a falta de convergência nos resultados de pesquisas anteriores no que concerne, principalmente: à eficácia dos desvios da Lei de Benford como sinalizadores da manipulação dos números contábeis; à inexistência de indícios de gerenciamento de resultados por parte de companhias brasileiras ou de métodos adequados para capturá-lo, notadamente após a adoção das IFRS; ao potencial do FSD Score para, efetivamente, apontar gerenciamento de resultados, inclusive em companhias de países emergentes; e à questão de os testes com o primeiro dígito serem suficientes para apontar indícios de gerenciamento de resultados, este estudo se alicerça nas seguintes hipóteses:

H<sub>1</sub>: O primeiro dígito dos números reportados nas demonstrações financeiras de companhias listadas na B3 está com conformidade com a LB.

H<sub>2</sub>: Existe uma relação positiva entre o gerenciamento de resultados por meio de *accruals* e o desvio da LB do primeiro dígito dos números reportados nas demonstrações financeiras de companhias listadas na B3.

### 3. Materiais e Métodos

Para se atingir o objetivo de identificar a associação entre o gerenciamento de resultados por meio de *accruals* e a incidência de desvios da LB, a amostra foi composta pelas companhias listadas na B3 no período de 2010 a 2023, sendo tal período escolhido em função do decréscimo do gerenciamento de resultados com a adoção das IFRS (Cella & Rech, 2017; Chua et al., 2012; Cormier & Magnan, 2016), o que implica em aumento da qualidade dos relatórios financeiros. Os investidores podem aumentar a capacidade de identificar o gerenciamento de resultados sob as IFRS em função do maior *disclosure*, o que colocaria pressão sobre os gestores para atenuar o gerenciamento. Assim, utilizar dados antes de 2010 poderia implicar em maior gerenciamento, o que não seria coerente com a realidade normativa brasileira atual.

Destaca-se que o ano de 2010 não fez parte da análise multivariada da pesquisa porque o cálculo dos *accruals* discricionários requer o uso de variáveis das demonstrações financeiras de ano anterior. Também se optou pela não utilização dos dados das demonstrações financeiras de 2009, visto que elas não foram apresentadas originalmente de acordo com as IFRS.

A pesquisa compreendeu as demonstrações financeiras (balanço patrimonial, demonstração do resultado do exercício e demonstração dos fluxos de caixa) de 210 companhias. Assim, as análises descritivas contemplam 8.820 empresas-ano-demonstração (210 companhias, 14 anos, três demonstrações financeiras) e 271.497 primeiros índices, que serviram de base de cálculo do Kolmogorov-Smirnov (KS) e do FSD Score. As demonstrações financeiras e todas as demais variáveis foram coletadas na Plataforma Economatica.

O gerenciamento de resultados foi obtido pelo módulo (valor absoluto) dos valores dos *accruals* discricionários, sendo que quanto maior a distância do valor do *accrual* em relação a zero (seja ela positiva ou negativa), mais elevado o nível de gerenciamento de resultados. Para o cálculo dos *accruals* discricionários, utilizou-se o Modelo de Jones Modificado ajustado pelo desempenho (Kothari et al., 2005), em função de sua maior precisão na identificação do gerenciamento de resultados via *accruals*. De modo específico, este modelo evita que as empresas com desempenho econômico elevado sejam erroneamente classificadas como praticantes de um gerenciamento de resultados agressivo ou vice-versa. O Modelo de Jones Modificado ajustado pelo desempenho (Kothari et al., 2005) é expresso na Equação 1.

$$\frac{TA_t}{AT_{t-1}} = \beta_0 + \beta_1 \left( \frac{1}{AT_{t-1}} \right) + \beta_2 \left( \frac{\Delta RV_t - \Delta CR_t}{AT_{t-1}} \right) + \beta_3 \left( \frac{PPE_t}{AT_{t-1}} \right) + \beta_4 ROA_t + \varepsilon_t \quad (1)$$



Onde:

$TA_t$  refere-se aos *accruals*, calculados de acordo com a abordagem do Fluxo de Caixa, no ano  $t$ ;

$AT_t$  refere-se ao Ativo total no ano  $t$ ;

$\Delta RV_t$  refere-se à variação da receita de vendas;

$\Delta CR_t$  refere-se à variação das contas a receber;

$PPE_t$  refere-se à soma do imobilizado e intangível;

$ROA_t$  refere-se ao retorno sobre o ativo total.

Para medir a conformidade dos dados utilizou-se o FSD Score, proposto por Amiram et al. (2015), visto que tal indicador contém melhores propriedades estatísticas e tem maior poder de previsibilidade em comparação com a LB original (Kumar et al., 2021). Os testes foram realizados somente para a distribuição de ocorrência dos primeiros dígitos das demonstrações de forma similar a outros estudos (Amiram et al., 2015; Nguyen et al., 2021).

Amiram et al. (2015) utilizaram duas estatísticas para mensurar a conformidade com a Lei de Benford: Kolmogorov-Smirnov (KS) e Desvio Médio Absoluto (MAD). A estatística Kolmogorov-Smirnov (KS) utiliza o maior desvio em relação à distribuição da LB, cujo cálculo ocorre pela diferença cumulativa entre a distribuição empírica dos dígitos e a distribuição teórica. Em outras palavras, trata-se do maior valor das diferenças acumuladas entre a distribuição empírica e a distribuição teórica, que é dado pela Equação 2.

$$KS = \text{Max}(|AD_1 - ED_1|, |(AD_1 + AD_2) - (ED_1 + ED_2)|, \dots, |(AD_1 + AD_2 + \dots + AD_9) - (ED_1 + ED_2 + \dots + ED_9)|) \quad (2)$$

Onde:

AD (*actual distribution*, distribuição real) é a frequência empírica do número;

ED (*expected distribution*, distribuição esperada) é a frequência teórica esperada pela distribuição de Benford.

Para testar a conformidade com a distribuição de Benford ao nível de 5% com base na estatística KS, o valor do teste é calculado como  $1,36/\sqrt{P}$ , onde  $P$  é o conjunto dos primeiros dígitos usado, ou seja, o número de itens das demonstrações financeiras. Se o KS estatístico calculado é menor do que o valor do teste, não se rejeita a hipótese nula de que a distribuição empírica (KS calculado com os dados) segue a distribuição teórica de Benford.

A estatística MAD é calculada pela soma da diferença absoluta entre a frequência empírica de cada dígito e a frequência teórica da LB, dividida pelo número de primeiros dígitos usados (Amiram et al., 2015). Se testados para todos os primeiros dígitos da frequência, o denominador é igual a nove. A estatística MAD é dado pela Equação 3.

$$MAD = (\sum_{i=1}^K |AD-ED|)/K \quad (3)$$

Onde:

AD é a frequência empírica do número;

ED é a frequência teórica esperada pela distribuição de Benford;

K é o número de primeiros dígitos sendo testados.

A estatística KS é usada somente nos testes descritivos, quando é examinada a conformidade das frequências empíricas para as firmas-ano individuais, quando então é requerido um valor crítico para avaliar essa conformidade. Nos demais testes é utilizado exclusivamente o FSD Score para avaliar a alteração na distribuição empírica (Amiram et al., 2015; Nguyen et al., 2023).

Um alto valor do FSD Score indica maior divergência da distribuição teórica proposta na LB, o que sugere maiores irregularidades e menor qualidade das demonstrações financeiras (Davis & Garcia-Cestona, 2023), o qual foi utilizado como *proxy* para as irregularidades das demonstrações financeiras, derivadas do gerenciamento de resultados, ou seja, um maior FSD Score tende a sinalizar a existência de gerenciamento de resultados.



O *FSD Score*, como mencionado, não possui valor crítico. Entretanto, seguindo Amiram et al. (2015) e Nguyen et al. (2023), que se basearam em Nigrini (2012), os quatro níveis a seguir foram utilizados na avaliação do *FSD Score* da estatística MAD:

- Conformidade próxima se o valor do MAD é menor que 0,004;
- Conformidade aceitável se o valor do MAD é entre 0,004 e 0,008;
- Conformidade marginalmente aceitável se o valor do MAD é entre 0,008 e 0,012; e
- Não-conformidade se o MAD é maior do que 0,012.

Assim se o valor do *FSD Score* baseado no MAD for menor ou igual (maior que) a 0,012, as demonstrações financeiras conformam (não conformam) com a LB. Essa classificação foi a utilizada para suportar a Hipótese 1 de que os números reportados nas demonstrações financeiras, com base no primeiro dígito, das companhias listadas na B3 conformam com a LB.

Utilizou-se o M-Score de Beneish (1999) para mensurar o risco de fraude nas demonstrações financeiras. A escolha do M-Score de Beneish, (1999) se deu em função da comparação, por Chakrabarty et al. (2020), de sete modelos de previsão de fraude considerando os benefícios da antecipação correta dos casos de fraude aos custos suportados pela sinalização incorreta de empresas não fraudulentas e apontaram que, para os investidores, o M-Score e, em pontos de corte mais altos, o F-Score, foram os únicos modelos que forneceram benefícios líquidos.

A variável prejuízo foi incluída como controle porque conjectura-se que as empresas que tenham muitos anos de prejuízos líquidos possam realizar escolhas contábeis mais agressivas e manipular os resultados para evitar mais perdas (Burgstahler e Dichev, 1997). A referida variável de controle é uma *dummy* em que foi atribuído 1 para as empresas que tiveram prejuízos líquidos em t-2 e t-1 e 0 para as demais entidades.

A Figura 1 apresenta a definição e a relação esperada entre as variáveis selecionadas para o estudo e o *FSD Score*.

Figura 1 - Definição das variáveis

Variável	Nome	Código	Definição	Sinal esperado
Dependente	FSD Score	FSD	Grau de conformidade dos primeiros dígitos das demonstrações financeiras com a Lei de Benford, calculado com base no modelo de Amiram et al. (2015)	-
Independente	Gerenciamento de Resultado	GR	<i>Accruals</i> discricionários, calculados pelo Modelo de Jones Modificado ajustado pelo desempenho (Kothari et al. (2005)	(+)
Controle	M-Score	M-SCORE	Risco de fraude nas demonstrações financeiras, mensurado por meio do Modelo de Beneish (1999).	(+)
	Prejuízo	PREJUÍZO	<i>Dummy</i> em que foi atribuído 1 para as empresas que tiveram prejuízos líquidos em t-2 e t-1 e 0 para as demais entidades	(+)
	Setor de atuação	SETOR	Bens industriais, consumo cíclico, consumo não cíclico, materiais básicos, petróleo, gás e biocombustíveis, saúde e utilidade pública	(+/-)
	Ano	ANO	Período de 2011 a 2023	(+/-)

O modelo econométrico utilizado para a verificação da associação entre o gerenciamento de resultados por meio de *accruals* e os desvios da LB é exposto na Equação 4.

$$FSD = \beta_0 + \beta_1 GR_{it} + \beta_2 M-SCORE_{it} + \beta_3 PREJUÍZO_{it} + \beta_4 SETOR_{it} + \beta_5 ANO_{it} + \varepsilon_{it} \quad (4)$$

Onde:

FSD: é calculado com base no modelo de Amiram et al. (2015) e indica o grau de conformidade dos primeiros dígitos das demonstrações financeiras com a Lei de Benford;



$GR_{it}$ : representa o gerenciamento de resultados da empresa  $i$  no tempo  $t$  e foi mensurado por meio do Modelo de Jones Modificado pelo desempenho, conforme Kothari et al. (2005);  
 $M\text{-SCORE}_{it}$ : consiste em uma *proxy* para a identificação do risco de fraude nas demonstrações financeiras e foi mensurado por meio do Modelo de Beneish (1999);  
 $PREJUÍZO$ : variável de controle que consiste em uma *dummy* em que 1 foi atribuído para as empresas que tiveram prejuízos líquidos em  $t-2$  e  $t-1$  e 0 para as demais entidades;  
 $SETOR_{it}$ : variável de controle que visa equilibrar as diferenças estruturais entre os distintos setores da amostra;  
 $ANO_{it}$ : variável que controla os efeitos fixos do tempo que podem afetar as empresas em determinados anos;  
 $\varepsilon_{it}$ : termo de erro, que capta os efeitos não observados ou não incluídos no modelo.

Utilizou uma regressão múltipla com dados em painel e com a correção de erros padrões robustos e clusterizados no nível da empresa para a redução dos possíveis problemas de ausência de normalidade dos resíduos e a presença de heterocedasticidade e de autocorrelação dos resíduos.

Por fim, destaca-se que, para a análise da associação entre o gerenciamento de resultados e o desvio da LB, a amostra original da presente pesquisa (210 entidades) precisou ser reduzida. Primeiramente, excluiu-se as empresas de setores com menos de cinco empresas (nove entidades) e as entidades que não possuíam todos os dados requeridos para o cálculo das variáveis independente e de controle (14 entidades). Por fim, as entidades financeiras (21 entidades) foram excluídas em função de suas especificidades contábeis. Diante de tais exclusões, a  $H_2$  foi testada considerando 1.956 observações referentes a 166 companhias.

#### 4. Resultados

O teste da primeira hipótese foi realizado pelo cálculo do FSD score e o teste KS. O cálculo do FSD score permitiu avaliar a conformidade no nível mercado (país) e o KS a conformidade no nível das companhias. A Tabela 1 apresenta o resultado dos cálculos.

Tabela 1 – Conformidade com a Lei de Benford

*Painel A - Conformidade no nível mercado (B3)*

1o. Dígito	Qde 1o. Dígitos	Frequência Esperada	Frequência Observada	Desvio
1	82.891	0,3010	0,3053	0,0043
2	47.422	0,1761	0,1747	0,0014
3	33.813	0,1249	0,1245	0,0004
4	26.251	0,0969	0,0967	0,0002
5	21.341	0,0792	0,0786	0,0006
6	18.046	0,0669	0,0665	0,0005
7	15.545	0,0580	0,0573	0,0007
8	13.835	0,0512	0,0510	0,0002
9	12.353	0,0458	0,0455	0,0003
Total	271.497	1,0000	1,0000	0,0086
FSD Score			0,0010	

*Painel B - Conformidade no nível empresa*

	N	%
Não Conformidade	270	9,18
Conformidade	2.670	90,82
Total	2.940	100,00



O valor agregado do FSD Score de toda a amostra (0,0010) do Painel A da Tabela 1 indica que as empresas listadas na B3 têm uma conformidade próxima de acordo com a classificação de Nigrini (2012), que atribuem tal conceito quando o FSD Score está entre 0,000 e 0,004. Tal resultado se assemelha aos obtidos por Amiran et al. (2015), que foi de 0,0009 para o mercado americano, ao de Nguyen et al. (2022) de 0,0010 para o mercado britânico e aos de Nguyen et al. (2023) de 0,00038 para Indonésia, 0,00091 para Malásia, 0,00065 para Filipinas, 0,00046 para Tailândia e de 0,00072 para Vietnam.

O resultado do cálculo do teste KS (Painel B, Tabela 1) indica que, aproximadamente, 91% das companhias da amostra apresentam os primeiros dígitos das demonstrações financeiras em conformidade com a LB, o que se equivale aos resultados de Amiran et al. (2015) e Nguyen et al. (2023) que obtiveram, respectivamente, 85,6%, 91,3% de conformidade.

Para o teste da Hipótese 2, considerou-se 166 empresas da amostra. Para a melhor compreensão das características das variáveis dependente, independente e de controle, referentes às 166 companhias da amostra, a Tabela 2 apresenta a estatística descritiva dos dados.

Tabela 2 – Estatística descritiva

	Observações	Média	Mediana	Desvio-padrão	Mínimo	Máximo
FSD <sub>t</sub>	1956	0,0274	0,0267	0,0080	0,0117	0,0540
GR <sub>t</sub>	1956	0,0491	0,0358	0,0480	0,0000	0,2615
M-Score <sub>t</sub>	1956	-2,3886	-2,4958	1,0755	-5,1226	3,8102

A média do FSD Score no nível da empresa, que indica risco de fraudes nas demonstrações financeiras das entidades, foi de 0,0274, com um desvio-padrão de 0,008. Esses valores são convergentes com os identificados nos estudos de Amiran et al. (2015), que abordou o contexto norte-americano, de Nguyen et al. (2022), que avaliou o mercado britânico e de Nguyen et al. (2023), que analisou o contexto de cinco países. Assim, conjectura-se a existência de robustez no cálculo do FSD Score no contexto brasileiro (Tabela 2).

No que concerne ao gerenciamento de resultados, percebe-se que a média dos *accruals* discricionários foi de 0,0491, com um desvio-padrão de 0,048. Embora a média das empresas brasileiras tenha sido menor do que as visualizadas em estudos anteriores, tais como o de Nguyen et al. (2023), destaca-se que o nível anormal de *accruals* de 4,91% não é um percentual pequeno e que, portanto, o gerenciamento de resultados no âmbito das companhias do Brasil deve ser avaliado (Tabela 2).

Quanto ao M-Score, que indica o risco de fraudes nas companhias, percebe-se que a média foi de -2,3886, com mínimo de -5,1226 e máximo de 3,8102. Considerando que empresas com M-Score maior do que -1,78 (Beneish, 1999), provavelmente, têm maior risco de envolvimento em fraudes e/ou gerenciamento de resultados, conclui-se que havia empresas com probabilidade de manipulação de resultados na amostra. Assim, pressupõe-se que a inclusão do M-Score como variável de controle é consistente (Tabela 2).

Antes da avaliação da H<sub>2</sub>, realizou-se o teste de Correlação de Spearman para a identificação do grau de correlação entre as variáveis da pesquisa (Tabela 3), cujas variáveis são descritas na Figura 1.

Tabela 3 – Correlação de Spearman entre as variáveis da pesquisa

	FSD <sub>t</sub>	GR <sub>t</sub>	M-Score <sub>t</sub>	Prejuízo <sub>t</sub>
FSD <sub>t</sub>	1			
GR <sub>t</sub>	-0,0036	1		
M-Score <sub>t</sub>	-0,013	0,0219	1	
Prejuízo <sub>t</sub>	<b>0,0606***</b>	0,0081	<b>-0,0451**</b>	1



A Tabela 3 evidencia que o FSD Score não tem correlação com os *accruals* discricionários (gerenciamento de resultados) e com o M-Score (indicador de risco de fraude nas companhias). Esses resultados indicam que as variações nas *proxies* de gerenciamento de resultados e de fraude não apresentam correlação com as variações no FSD Score. Ao contrário do que era esperado, esses resultados não são convergentes com os achados de Nguyen et al. (2023), no contexto das empresas do sudeste asiático, e nem com os resultados para o ambiente americano (Amiram et al., 2015) e britânico (Nguyen et al., 2022). Tais divergências podem indicar a existência de diferenças entre os ambientes institucionais dos países.

No que concerne ao prejuízo, constata-se uma correlação positiva entre a existência de prejuízos líquidos em dois anos consecutivos e maiores valores de FSD Score. Esse resultado indica que empresas com prejuízos têm maior probabilidade de apresentar desvios na distribuição do primeiro dígito e não atender à Lei de Benford (Tabela 3).

A Tabela 4 apresenta o modelo econométrico para a verificação da associação entre o gerenciamento de resultados e o FSD Score, após o controle do M-Score, do prejuízo, dos setores de atuação e dos anos do período amostral, cujas variáveis são descritas na Figura 1.

Tabela 4 – Regressão OLS com erros padrões clusterizados por empresa

	Coefficientes	Erros padrões robustos	Estatística z	P-valor
GR	0,0022	0,0044	0,4900	0,6260
M-Score	-0,0001	0,0002	-0,5100	0,6120
Prejuízo	<b>0,0013**</b>	0,0007	2,0100	0,0460
Constante	0,0274	0,0011	25,6900	0,0000
Ano	Incluído			
Setor	Incluído			
Observações	1956			
R <sup>2</sup>	0,0219			
Estatística F	<b>1,500*</b>			

Considerando os argumentos dos estudos apontam que os primeiros dígitos das demonstrações financeiras de empresas que gerenciam, positiva ou negativamente, os seus resultados são mais propensos a não seguirem a LB (Amiram et al., 2015; Nguyen et al., 2022; Nguyen et al., 2023), assumiu-se, como H<sub>2</sub>, que o gerenciamento de resultados das companhias brasileiras apresentava associação positiva com a existência de desvios da LB, todavia, diferente do que foi previsto na referida hipótese, não foi possível afirmar que os *accruals* discricionários (gerenciamento de resultados) são significativamente associados com o FSD Score (Tabela 4). Esses resultados indicam que a análise dos desvios da LB não, necessariamente, consegue sinalizar a existência de gerenciamento de resultados.

Uma das explicações para a divergência dos resultados em relação aos encontrados por Amiram et al. (2015), Nguyen et al. (2022) e Nguyen et al. (2023) reside, possivelmente, no tamanho da amostra. Enquanto os estudos citados consideram um elevado número de observações, os testes realizados no contexto brasileiro utilizam uma quantidade significativamente reduzida. Essa possível explicação ampara-se nos achados de Archambault e Archambault (2011), os quais indicam que a LB tende a ser mais eficaz na identificação de manipulação quando aplicada a um grande conjunto de dados, em vez de a empresas individualmente. Dessa forma, se poucas companhias praticarem a manipulação contábil, a técnica pode não detectar distorções. Além disso, a ausência de associação entre o gerenciamento de resultados e os desvios da LB em uma amostra de menor porte, como a brasileira, corrobora as evidências de Di Marzio et al. (2024), que apontam que, em amostras



muito extensas, como as dos estudos anteriores, os testes estatísticos se tornam mais poderosos, de modo que mesmo discrepâncias mínimas em relação à LB afetam a significância estatística.

Destaca-se, ainda, que a falta de associação entre gerenciamento de resultados e os desvios da LB nos primeiros dígitos, apresentada na Tabela 4, é convergente com os achados de Pavlovic et al. (2019), os quais indicaram que o primeiro dígito tende a estar em conformidade com a LB, ao passo que as manipulações podem ocorrer com o segundo dígito. Assim, no contexto brasileiro, é possível que existam tanto empresas que gerenciem os seus resultados e, ainda assim, tem as suas demonstrações em conformidade com a LB, quanto entidades que não gerenciam os seus resultados e que apresentem desvios da LB.

No que tange ao M-Score, nota-se que, de forma análoga ao que ocorreu com o gerenciamento de resultados, não há associação entre o FSD Score e o risco de fraude no âmbito das empresas (Tabela 4). Esses resultados estão em consonância com os achados de Walker (2022), que apontam que o FSD Score não se qualifica como uma *proxy* eficaz para a detecção de erros contábeis materiais das demonstrações financeiras. Ainda explorando a eficácia do FSD Score, Cano-Rodríguez et al. (2025) evidenciam que nem todas as modificações nos números contábeis têm o potencial para aumentar os desvios da LB e defendem que a validade do FSD Score só poderia ocorrer se uma quantidade exorbitante de empresas apresentasse números manipulados, o que é pouco realístico no contexto brasileiro em que menos de 500 entidades fazem parte da bolsa de valores. De forma análoga, Alawadhi et al. (2025) e Chakrabary et al. (2025) apontam que a avaliação do FSD Score, por si só, não fornece poder preditivo na detecção de fraudes. Assim, os resultados encontrados na presente pesquisa (Tabela 4) fomentam as inquietações de pesquisadores (Walker, 2022; Alawadhi et al., 2025; Cano-Rodríguez et al., 2025; Chakrabary et al., 2025) no que tange à eficácia do FSD Score como uma medida de acurácia das demonstrações financeiras no nível das entidades.

Em convergência com os resultados da Tabela 4, a única variável que apresentou associação significativa com o FSD Score foi a existência de prejuízos em dois anos consecutivos. Conforme os dados da Tabela 4, a associação entre as variáveis foi positiva e significativa, o que indica que empresas com resultados negativos tendem a apresentar maior probabilidade de desvios da LB.

De modo geral, a Hipótese 1 previa que o primeiro dígito dos números reportados nas demonstrações financeiras de companhias listadas na B3 estava em conformidade com a LB, o que foi confirmado no contexto das empresas brasileiras. Contudo, a Hipótese 2, que assumia a existência de associação positiva entre o gerenciamento de resultados e o desvio do primeiro dígito da LB não foi confirmada. Esses resultados indicam que o FSD Score pode não ser um bom sinalizador da existência de gerenciamento de resultados nas entidades. Portanto, os auditores e demais interessados na qualidade das demonstrações financeiras precisam estar cientes que não, necessariamente, existe uma associação significativa entre o nível de conformidade com a LB e o nível de manipulação nas demonstrações financeiras.

## 5. Conclusão

A Lei de Benford tem por premissa básica que o primeiro dígito de dados reais tende a ter uma distribuição em que há maior incidência do número um do que do número nove, o que faz com que existam suspeitas quando os números estão distribuídos uniformemente. Coerente com tal premissa, o presente trabalho teve o objetivo de identificar a associação entre o gerenciamento de resultados por meio de *accruals* e a existência de desvios da Lei de Benford no primeiro dígito dos números evidenciados nas demonstrações financeiras, sendo a amostra constituída das companhias listadas na B3 no período de 2010 a 2023.

A análise empírica demonstrou que, aproximadamente, 91% das companhias apresentam os primeiros dígitos das demonstrações financeiras em conformidade com a LB e que o FSD Score da amostra foi baixo (0,0010), o que viabiliza a confirmação da Hipótese 1 da



pesquisa. Todavia, não foi possível confirmar a Hipótese 2, visto que não foi identificada uma associação positiva e significativa entre o gerenciamento de resultados e a existência de desvios da LB no primeiro dígito dos números evidenciados no balanço patrimonial, na demonstração do resultado do exercício e na demonstração dos fluxos de caixa. Constata-se, portanto, que a não conformidade com a LB não é uma condição necessária e nem suficiente para a detecção da prática de gerenciamento de resultados nas demonstrações financeiras das entidades. Em outras palavras, o gerenciamento de resultados pode ocorrer mesmo em conjuntos de dados em conformidade com a Lei, bem como a ausência de manipulação de resultados pode coexistir com desvios em relação à distribuição esperada pela LB.

Os achados do presente estudo são relevantes porque evidenciam que, ao contrário do que foi identificado nos contextos norte-americano, britânico e asiático, o FSD Score não se configurou como um indicador robusto da presença de gerenciamento de resultados no mercado brasileiro. Esse resultado levanta indícios de que os analistas de investimentos e investidores estrangeiros precisam considerar que algumas *proxies* podem ser eficazes nos contextos institucionais de determinadas jurisdições e podem não ser úteis no contexto de países emergentes, tais como o Brasil. Assim, no momento da realização de investimentos em mercados globais, é relevante que esses usuários avaliem outras *proxies* para a detecção do gerenciamento de resultados. Ressalta-se, todavia, que Kumar et al. (2021), também usando o FSD Score, não encontraram evidências de manipulação das demonstrações financeiras por companhias brasileiras, o que remete a mais pesquisas sobre o tema.

Ademais, os resultados da presente pesquisa contribuem com as operações dos auditores independentes. Afinal, a identificação da não associação entre o gerenciamento de resultados e os desvios da LB pode contribuir para que os auditores, que tendem a utilizar os desvios da Lei como sinalizadores de gerenciamento de resultados e/ou fraudes contábeis, compreendam que é possível que os gestores manipulem os resultados por *accruals* sem que as suas ações culminem em desvios significativos da LB. Assim, esses profissionais podem executar as suas operações considerando que a conformidade com a LB não garante que a empresa auditada não realizou gerenciamento de resultados por *accruals* ou fraudes contábeis.

Por fim, os achados do estudo podem contribuir com o contexto acadêmico ao corroborar os resultados de estudos anteriores, os quais indicam que o FSD Score pode ser uma *proxy* eficaz para a detecção de erros contábeis, fraudes e gerenciamento de resultados apenas em contextos de grandes mercados, onde haja a possibilidade de um enorme número de empresas a realizar, simultaneamente, a manipulação de seus números contábeis (Cano-Rodríguez et al., 2025). Portanto, nota-se uma lacuna para a realização de mais pesquisas que visem identificar e, até mesmo, desenvolver outras *proxies* que podem ter maior poder preditivo em mercados menores, como o brasileiro.

Embora os achados da presente pesquisa sejam relevantes e pioneiros no contexto brasileiro, notadamente quanto ao uso do FSD Score, destaca-se que a sua validade se atém à realidade da amostra analisada, o que impede a sua generalização para a totalidade das empresas do Brasil. Adicionalmente, os resultados também não podem ser generalizados para o universo completo das companhias abertas brasileiras, uma vez que a construção da amostra implicou a exclusão de empresas com dados ausentes (o que pode introduzir um viés de seleção), de entidades pertencentes a setores com um número reduzido de empresas listadas, bem como de companhias financeiras.

O trabalho também se restringe pela escolha metodológica de aplicar o teste dos índices FSD e de Kolmogorov-Smirnov (KS) apenas ao primeiro dígito. Embora o teste do primeiro dígito forneça indícios razoáveis dos desvios da LB, o teste dos dois primeiros dígitos é considerado mais efetivo na identificação de tais desvios para sinalizar um potencial gerenciamento de resultados (Alali e Romero, 2013). Esta limitação é relevante, visto que uma análise mais detalhada consegue oferecer maior poder de detecção de anomalias.



Por fim, o estudo se limita pelo uso do modelo para o cálculo do nível de gerenciamento de resultados das entidades. Conforme apontado em estudos anteriores, tais como o de Elias (2002), as estratégias para a manipulação fazem parte de segredos bem guardados pelos gestores do alto escalão. Nesse âmbito, como eles têm poder discricionário para realizar interpretações e julgamentos, que são aceitáveis do ponto de vista normativo, pode ser difícil capturar o gerenciamento de resultados por meio dos modelos tradicionais utilizados na academia.

Diante do exposto, sugere-se, a realização de novos estudos que contemplem empresas que atuam em outros países emergentes, que tenham ações negociadas em bolsas que abarquem um pequeno número de companhias listadas, bem como que atuem em setores não contemplados na presente pesquisa, tais como telecomunicações, financeiro e tecnologia da informação. Também é necessário a realização de mais pesquisas que visem o aprimoramento do FSD Score e a proposição de novas métricas para o cálculo da existência de desvios da LB nos números contábeis evidenciados pelas entidades, alinhando-se a proposta de Chakrabarty (2025) que usaram o FSD Score como ponto de partida e empreenderam uma investigação ampla, com a proposição de novas métricas (AB-Score e ABF-Score) para mostrar como a Lei de Benford pode ser usada para prever a informação financeira deturpada. Este processo de aprimoramento pode resultar em modelos que mais proximamente captam antecipadamente problemas para os investidores brasileiros.

A relevância do presente estudo e das futuras pesquisas sugeridas reside na contribuição para o aprimoramento da qualidade das demonstrações financeiras. É notória a necessidade de se aprofundar o debate sobre as limitações do FSD Score e de buscar modelos alternativos que permitam a detecção precoce de manipulações, erros e fraudes contábeis, principalmente após a adoção das IFRS, cujo aumento da transparência foi ressaltada como justificativa para sua adoção. Afinal, tais esforços são relevantes para assegurar a fidedignidade e a relevância das informações financeiras para os investidores e demais *stakeholders* na tomada de decisão.

## Referências

- Abraham, M., & Kumar, S. S. (2025). Interpreting the decades of earnings management. *LBS Journal of Management & Research*, 23(1), 121–139. <https://doi.org/10.1108/LBSJMR-03-2024-0015>
- Alali, F. A., & Romero, S. (2013). Benford's Law: Analyzing a Decade of Financial Data. *Journal of Emerging Technologies in Accounting*, 10(1), 1–39. <https://doi.org/10.2308/jeta-50749>
- Alawadhi, A., Karpoff, J., Koski, J. & Martin, J. (2025). A Prevalence and Costs of Undetected Financial Misrepresentation. [https://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract\\_id=3532053](https://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract_id=3532053). Acesso 04 set. 2025.
- Alves, A. D., Yanasse, H. H., & Soma, N. Y. (2014). Benford's Law and articles of scientific journals: Comparison of JCR® and Scopus data. *Scientometrics*, 98(1), 173–184. <https://doi.org/10.1007/s11192-013-1030-8>
- Amiram, D., Bozanic, Z., & Rouen, E. (2015). Financial statement errors: Evidence from the distributional properties of financial statement numbers. *Review of Accounting Studies*, 20(4), 1540–1593. <https://doi.org/10.1007/s11142-015-9333-z>
- Archambault, J. J., & Archambault, M. E. (2011). Earnings Management Among Firms During the Pre-Sec Era: A Benford's Law Analysis. *Accounting Historians Journal*, 38(2), 145–170. <https://doi.org/10.2308/0148-4184.38.2.145>
- Ausloos, M., Cerqueti, R., & Mir, T. A. (2017). Data science for assessing possible tax income manipulation: The case of Italy. *Chaos, Solitons & Fractals*, 104, 238–256. <https://doi.org/10.1016/j.chaos.2017.08.012>



- Aymen, A., Sourour, S., & Badreddine. (2018). The Effect of Annual Report Readability on Financial Analysts' Behavior. *Journal of Economics, Finance and Accounting*, 5(1), 26-37. <https://www.pressacademia.org/archives/jefa/v5/i1/4.pdf>
- Bader, A. A., & Saleh, M. M. A. (2017). *Evidence on the Extent of Cosmetic Earnings and Revenues Management by Jordanian Companies*. 7(3).
- Beneish, M. D. (1999). The Detection of Earnings Manipulation. *Financial Analysts Journal*, 55(5), 24–36. <https://doi.org/10.2469/faj.v55.n5.2296>
- Boina, T. M., & Macedo, M. A. D. S. (2018). Predictive ability of accruals before and after IFRS in the Brazilian stock market. *Revista Contabilidade & Finanças*, 29(78), 375–389. <https://doi.org/10.1590/1808-057x201806300>
- Brennan, N. M. (2021). Connecting earnings management to the real World: What happens in the black box of the boardroom? *The British Accounting Review*, 53(6), 101036. <https://doi.org/10.1016/j.bar.2021.101036>
- Burgstahler, D., & Dichev, I. (1997). Earnings management to avoid earnings decreases and losses. *Journal of Accounting and Economics*, 24, 99–126. [https://doi.org/10.1016/S0165-4101\(97\)00017-7](https://doi.org/10.1016/S0165-4101(97)00017-7).
- Cano-Rodríguez, M., Núñez-Nickel, M., & Licerán-Gutiérrez, A. (2025). Divergence from Benford's law fails to measure financial statement accuracy. *International Journal of Accounting Information Systems*, 56, 100745. <https://doi.org/10.1016/j.accinf.2025.100745>
- Cella, R. S., & Rech, I. J. (2017). Caso Petrobras: A Lei De Benford Poderia Detectar a Fraude? *Caso Petrobras Revista de Gestão*, 7(3).
- Chakrabarty, B., Duellman, S., & Hyman, M. A. (2020). A New Approach to Estimating the Relation between Audit Fees and Financial Misconduct. *Accounting Horizons*, 34(2), 41–61. <https://doi.org/10.2308/horizons-19-042>
- Chakrabarty, B., Moulton, P. C., Pugachev, L., & Wang, X. (2025). Catch me if you can: In search of accuracy, scope, and ease of fraud prediction. *Review of Accounting Studies*, 30(2), 1268–1308. <https://doi.org/10.1007/s11142-024-09854-4>
- Chua, Y. L., Cheong, C. S., & Gould, G. (2012). The Impact of Mandatory IFRS Adoption on Accounting Quality: Evidence from Australia. *Journal of International Accounting Research*, 11(1), 119–146. <https://doi.org/10.2308/jiar-10212>
- Clippe, P., & Ausloos, M. (2012). Benford's law and Theil transform of financial data. *Physica A: Statistical Mechanics and Its Applications*, 391(24), 6556–6567. <https://doi.org/10.1016/j.physa.2012.07.063>
- Cormier, D., & Magnan, M. L. (2016). The Advent of IFRS in Canada: Incidence on Value Relevance. *Journal of International Accounting Research*, 15(3), 113–130. <https://doi.org/10.2308/jiar-51404>
- Davis, J. G., & Garcia-Cestona, M. (2023). CEO age, financial reporting quality, and the role of clawback provisions. *Journal of Financial Reporting and Accounting*. <https://doi.org/10.1108/JFRA-04-2023-0176>
- Di Marzio, M., Fensore, S., & Passamonti, C. (2024). Validating Benfordness on contaminated data. *Socio-Economic Planning Sciences*, 95, 102008. <https://doi.org/10.1016/j.seps.2024.102008>
- Druică, E., Oancea, B., & Vâlsan, C. (2018). Benford's law and the limits of digit analysis. *International Journal of Accounting Information Systems*, 31, 75–82. <https://doi.org/10.1016/j.accinf.2018.09.004>
- Elias, R. Z. (2002) Determinants of Earnings Management Ethics Among Accountants. *Journal of Business Ethics*, 40(1), 33-45. DOI:10.1023/A:1019956821253



- Elias, N. (2012). Discussion of The Impact of Mandatory IFRS Adoption on Accounting Quality: Evidence from Australia. *Journal of International Accounting Research*, 11(1), 147–154. <https://doi.org/10.2308/jiar-10224>
- Foroghi, D., Tahmasbi, M., & Bakhtiarvand, M. Z. (2018). *Investigation of the Relationship between Accounting Conservatism and Earnings Management Using Benford's Law in Listed Companies of Tehran Stock Exchange*. 5(4).
- Garza-Gomez, X., Dong, X., & Yang, Z. (2015). Unusual patterns in reported segment earnings of US firms. *Journal of Applied Accounting Research*, 16(2), 287–304. <https://doi.org/10.1108/JAAR-04-2013-0031>
- Grammatikos, T., & Papanikolaou, N. I. (2021). Applying Benford's Law to Detect Accounting Data Manipulation in the Banking Industry. *Journal of Financial Services Research*, 59(1–2), 115–142. <https://doi.org/10.1007/s10693-020-00334-9>
- Hassan, S., Aksar, M., Ahmad, M., & Kajanova, J. (2024). Are managers of emerging markets more opportunistic? Application of Benford's Law. *PLOS ONE*, 19(12), e0313611. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0313611>
- Henselmann, K., Ditter, D., & Scherr, E. (2015). Irregularities in Accounting Numbers and Earnings Management—A Novel Approach Based on SEC XBRL Filings. *Journal of Emerging Technologies in Accounting*, 12(1), 117–151. <https://doi.org/10.2308/jeta-51247>
- Hickman, M. J., & Rice, S. K. (2010). Digital Analysis of Crime Statistics: Does Crime Conform to Benford's Law? *Journal of Quantitative Criminology*, 26(3), 333–349. <https://doi.org/10.1007/s10940-010-9094-6>
- Istrate, C. (2019). Detecting earnings management using Benford's Law: The case of Romanian listed companies. *Journal of Accounting and Management Information Systems*, 18(2), 198–223. <https://doi.org/10.24818/jamis.2019.02003>
- Istrate, C., & Carp, M. (2024). Earnings Management Detection, from Second Digit Frequencies to Discretionary Accruals: Evidence from the Alternative Market of the Bucharest Stock Exchange. *Eastern European Economics*, 1–29. <https://doi.org/10.1080/00128775.2024.2428792>
- Jianu, I., & Jianu, I. (2021). Reliability of Financial Information from the Perspective of Benford's Law. *Entropy*, 23(5), 557. <https://doi.org/10.3390/e23050557>
- Kinnunen, J., & Koskela, M. (2003). Who Is Miss World in Cosmetic Earnings Management? A Cross-National Comparison of Small Upward Rounding of Net Income Numbers among Eighteen Countries. *Journal of International Accounting Research*, 2(1), 39–68. <https://doi.org/10.2308/jiar.2003.2.1.39>
- Kothari, S. P., Leone, A. J., & Wasley, C. E. (2005). Performance matched discretionary accrual measures. *Journal of Accounting and Economics*, 39(1), 163–197. <https://doi.org/10.1016/j.jacceco.2004.11.002>
- Kumar, S. B., Goyal, V., & Mitra, S. K. (2018). *DO INDIAN FIRMS MANAGE EARNING NUMBERS? AN EMPIRICAL INVESTIGATION*. 22(1).
- Kumar, S. B., Goyal, V., & Mitra, S. K. (2021). The relationship between earnings round up/down and global financial crisis: Evidence from BRICS markets. *Asia-Pacific Journal of Accounting & Economics*, 28(6), 746–769. <https://doi.org/10.1080/16081625.2019.1584756>
- Kuruppu, N. (2019). The Application of Benford's Law in Fraud Detection: A Systematic Methodology. *International Business Research*, 12(10), 1. <https://doi.org/10.5539/ibr.v12n10p1>
- Lacina, M., Lee, B. B., & Kim, D. W. (2018a). Management of Revenue and Earnings in Korean Firms Influenced by Cognitive Reference Points. *Review of Pacific Basin*



- Financial Markets and Policies*, 21(02), 1850012.  
<https://doi.org/10.1142/S0219091518500121>
- Lacina, M., Lee, B. B., & Kim, D. W. (2018b). Benford's Law and the effects of the Korean financial reforms on cosmetic earnings management. *Journal of International Accounting, Auditing and Taxation*, 30, 2–17.  
<https://doi.org/10.1016/j.intaccudtax.2017.12.002>
- Lebert, S., Mohrmann, U., & Stefani, U. (2021). Rounding up performance measures in German firms: Earnings cosmetics or earnings management on a larger scale? *Journal of Business Finance & Accounting*, 48(3–4), 564–586.  
<https://doi.org/10.1111/jbfa.12494>
- Lin, F., Lin, L.-J., Yeh, C.-C., & Wang, T.-S. (2018). Does the board of directors as Fat Cats exert more earnings management? Evidence from Benford's law. *The Quarterly Review of Economics and Finance*, 68, 158–170.  
<https://doi.org/10.1016/j.qref.2017.09.005>
- Nigrini, M.J. (2012) *Benford's Law: Applications for Forensic Accounting, Auditing, and Fraud Detection*, John Wiley and Sons, Vol, 586.
- Nguyen, L. H. T., Nguyen, T. T., Le, T. V. N., & Mai, N. D. (2023). Applying Benford's law to examine earnings management: Evidence from emerging ASEAN-5 countries. *Journal of Financial Reporting and Accounting*. <https://doi.org/10.1108/JFRA-10-2022-0390>
- Nguyen, N. T. M., Iqbal, A., & Shiwakoti, R. K. (2022). The context of earnings management and its ability to predict future stock returns. *Review of Quantitative Finance and Accounting*, 59(1), 123–169. <https://doi.org/10.1007/s11156-022-01041-3>
- Nguyen, T. T., Duong, C. M., & Narendran, S. (2021). CEO profile and earnings quality. *Review of Quantitative Finance and Accounting*, 56(3), 987–1025.  
<https://doi.org/10.1007/s11156-020-00916-7>
- Orth, C. D. O., Michaelsen, A. T., & Lerner, A. F. (2020). LEI DE NEWCOMB BENFORD E AUDITORIA CONTÁBIL: UMA REVISÃO SISTEMÁTICA DE LITERATURA. *Revista Gestão e Desenvolvimento*, 17(2), 111.  
<https://doi.org/10.25112/rgd.v17i2.2035>
- Pavlović, V., Knežević, G., Joksimović, M., & Joksimović, D. (2019). Fraud Detection in Financial Statements Applying Benford's Law with Monte Carlo Simulation\*. *Acta Oeconomica*, 69(2), 217–239. <https://doi.org/10.1556/032.2019.69.2.4>
- Rad, M., Amiri, A., Ranjbar, M. H., & Salari, H. (2021). Predictability of financial statements fraud-risk using Benford's Law. *Cogent Economics & Finance*, 9(1), 1889756.  
<https://doi.org/10.1080/23322039.2021.1889756>
- Ramos Do Nascimento, M., & De Souza Gonçalves, R. (2024). A Linha Tênu entre Gerenciamento de Resultados e Fraudes Corporativas. *Revista de Educação e Pesquisa em Contabilidade (REPeC)*, 18(2).  
<https://doi.org/10.17524/repec.v18i2.3315>
- Santana, C. V. S., Santos, L. P. G. D., Carvalho Júnior, C. V. D. O., & Martinez, A. L. (2020). Investor sentiment and earnings management in Brazil. *Revista Contabilidade & Finanças*, 31(83), 283–301. <https://doi.org/10.1590/1808-057x201909130>
- Sastroredjo, P. E. (2025). *Benford's Laws Analysis on Tax Irregularities in Banking and Investment Activities: The Case of the FTSE All-Share Index*.