



**UNIVERSIDADE FEDERAL DE PERNAMBUCO
CENTRO DE CIÊNCIAS SOCIAIS APLICADAS
DEPARTAMENTO DE CIÊNCIAS CONTÁBEIS E ATUARIAIS
CURSO DE GRADUAÇÃO EM CIÊNCIAS CONTÁBEIS**

MATHEUS HENRIQUE DE MELO OLIVEIRA

**IMPLEMENTAÇÃO DE UMA AUDITORIA INTERNA AUTOMATIZADA PARA
IDENTIFICAÇÃO DE FRAUDES E NÃO CONFORMIDADES**

Recife - PE
2025

MATHEUS HENRIQUE DE MELO OLIVEIRA

**IMPLEMENTAÇÃO DE UMA AUDITORIA INTERNA AUTOMATIZADA PARA
IDENTIFICAÇÃO DE FRAUDES E NÃO CONFORMIDADES**

Trabalho de Conclusão de Curso apresentado ao Curso de Ciências Contábeis da Universidade Federal de Pernambuco – UFPE, como requisito parcial para obtenção do grau de Bacharel em Ciências Contábeis.

Orientador: Prof. Dr. Maurício Assuero Lima de Freitas

Recife - PE
2025

Ficha de identificação da obra elaborada pelo autor,
através do programa de geração automática do SIB/UFPE

Oliveira, Matheus Henrique de Melo Oliveira.

Implementação de uma auditoria interna automatizada para identificação de fraudes e não conformidades / Matheus Henrique de Melo Oliveira Oliveira. - Recife, 2025.

60 : il., tab.

Orientador(a): Maurício Assuero Lima de Freitas Freitas

Trabalho de Conclusão de Curso (Graduação) - Universidade Federal de Pernambuco, Centro de Ciências Sociais Aplicadas, Ciências Contábeis - Bacharelado, 2025.

Não é digital.

Inclui referências, apêndices, anexos.

1. Auditoria. 2. Análise de Dados. 3. Estatística. 4. Automação. 5. Contabilidade. 6. Controles Internos. I. Freitas, Maurício Assuero Lima de Freitas. (Orientação). II. Título.

310 CDD (22.ed.)

FOLHA DE APROVAÇÃO

MATHEUS HENRIQUE DE MELO OLIVEIRA

IMPLEMENTAÇÃO DE UMA AUDITORIA INTERNA AUTOMATIZADA PARA IDENTIFICAÇÃO DE FRAUDES E NÃO CONFORMIDADES

Trabalho de Conclusão de Curso apresentado ao Curso de Ciências Contábeis da Universidade Federal de Pernambuco – UFPE, como requisito parcial para obtenção do grau de Bacharel em Ciências Contábeis.

Aprovado em 21 de março de 2025.

BANCA EXAMINADORA

Prof. Dr. Maurício Assuero Lima de Freitas
Universidade Federal de Pernambuco

Profa. Dra. Caritsa Scartaty Moreira (examinadora interna)
Universidade Federal de Pernambuco

Profa. Dra. Kécia da Silveira Galvão (examinadora interna)
Universidade Federal de Pernambuco

DEDICATÓRIA

Dedico este trabalho para à minha família, em especial a meus pais, a minha irmã e avó materna que desde criança sempre cuidaram de mim com muito amor e me orientaram a seguir uma vida digna com base nos estudos e trabalho, em que muitas vezes se sacrificavam para que eu tivesse melhores condições de ensino e educação.

Com esta conquista, realizarei não apenas um grande sonho meu, mas, principalmente, o da minha mãe, que sempre desejou ver seu filho formado em uma universidade pública.

AGRADECIMENTOS

Agradeço, primeiramente, à Deus, por ter me proporcionado saúde física e mental durante minha graduação, tendo em vista tudo o que aconteceu na Pandemia, por ter proporcionado desafios e amadurecimento necessários para minha evolução pessoal e profissional ao longo desse período e por sempre colocar pessoas e amizades boas na minha vida e no meu caminho.

Aos meus pais, pelo apoio incondicional e nas decisões da minha vida. Sem vocês, nada disso seria possível.

A minha irmã, por todas as vezes que eu chegava em casa cansado da rotina exaustiva e que, com todo seu carinho e conversa, me dava forças para continuar no dia seguinte.

A minha avó materna, que cuidou de mim desde criança e com todo o seu amor e orgulho que tem em dizer que sou seu neto preferido.

À minha namorada, que está sempre ao meu lado em todos os momentos do cotidiano e com seu carinho e amor demonstra o quão pura e doce é, me motivando cada vez mais a querer construir uma vida com você.

A todos os meus grandes amigos, que com nossos momentos de descontração e apoio nos momentos difíceis, me mostraram que o amor e alegria de uma amizade é único e belo.

Aos meus amigos de trabalho, que foram fundamentais na minha evolução profissional e que acreditaram no meu potencial para desenvolver minhas habilidades e resultados, sem vocês, esse trabalho não seria possível.

"A minha alucinação é suportar o dia a dia
E meu delírio é a experiência com coisas reais."

— Belchior, Alucinação (1976).

RESUMO

A auditoria interna desempenha um papel fundamental na governança corporativa e na prevenção de fraudes e não conformidades nos processos internos. Com a crescente digitalização dos processos empresariais, a necessidade de modernização da auditoria interna se torna primordial. Este trabalho tem como objetivo analisar a implementação de uma metodologia automatizada para auditoria interna, utilizando técnicas estatísticas e ferramentas tecnológicas, como *Structured Query Language*, *Python* e *Business Intelligence*, para otimizar a identificação de fraudes e irregularidades. A pesquisa adota uma abordagem quantitativa, aplicando métodos estatísticos utilizando parâmetros da Lei de Benford, análise de concentração e séries temporais para a detecção de padrões atípicos em estornos de títulos compensados. Os dados foram extraídos do Desenvolvimento de Programas para Análise que é utilizado como um sistema de Planejamento de Recursos Empresariais nas organizações e analisado por meio de algoritmos desenvolvidos em *Python*. Os resultados indicaram que a rotina criada para realização da análise de estornos de títulos financeiros foi satisfatória, de modo que cumpre com o objetivo principal da pesquisa ao implementar uma metodologia automatizada integrada com a Auditoria Interna, utilizando métodos estatísticos e ferramentas tecnológicas. Embora a distribuição dos valores dos estornos esteja obedecendo a tendência de comportamento da Lei de Benford, a análise de concentração, tanto por quantidade, quanto por valor, revelou que um pequeno grupo de colaboradores executou estornos de valores significativamente elevados, em que sugere a necessidade de fortalecer os controles internos. Essas descobertas demonstram a eficácia da metodologia proposta na identificação de anomalias e possibilitam sugestões para melhorias nos processos de auditoria. A pesquisa contribui para a área de auditoria interna ao demonstrar o potencial da automação, promovendo maior eficiência, precisão e governança organizacional.

Palavras-chave: Auditoria Interna. Fraudes. Não conformidades. Automação. Análise de dados

ABSTRACT

Internal auditing plays a fundamental role in corporate governance and in the prevention of fraud and non-compliance in internal processes. With the increasing digitalization of business processes, the need to modernize internal auditing becomes paramount. This study aims to analyze the implementation of an automated methodology for internal auditing, using statistical techniques and technological tools such as Structured Query Language, Python, and Business Intelligence to optimize the identification of fraud and irregularities. The research adopts a quantitative approach, applying statistical methods using parameters from Benford's Law, concentration analysis, and time series to detect atypical patterns in the reversal of compensated titles. The data were extracted from the Program Development for Analysis which is used as an Enterprise Resource Planning system in organizations, and analyzed through algorithms developed in Python. The results indicated that the routine created for analyzing the reversal of financial titles was satisfactory, fulfilling the main objective of the research by implementing an automated methodology integrated with Internal Auditing, using statistical methods and technological tools. Although the distribution of reversal values follows the behavioral trend of Benford's Law, the concentration analysis, both in quantity and value, revealed that a small group of employees executed reversals of significantly high amounts, suggesting the need to strengthen internal controls. These findings demonstrate the effectiveness of the proposed methodology in identifying anomalies and enable suggestions for improvements in auditing processes. The research contributes to the field of internal auditing by demonstrating the potential of automation, promoting greater efficiency, accuracy, and organizational governance.

Keywords: Internal Auditing. Fraud. Non-compliance. Automation. Data Analysis.

LISTA DE QUADROS/TABELAS

Tabela 1 – Distribuição dos números da Lei de Benford	30
---	----

LISTA DE GRÁFICOS/FIGURAS

Figura 1 – Fases e componentes do cubo COSO	21
Figura 2 – A matriz de riscos.....	22
Figura 3 – O triângulo da fraude	23
Figura 4 – Hierarquia de aprendizado do Machine Learning	27
Gráfico 1 – Distribuição dos dígitos x probabilidade	30
Gráfico 2 – Distribuição Observada x Esperado.....	36
Gráfico 3 – Top 5 Colaboradores x Quantidade de Estornos.....	37
Gráfico 4 – Top 5 Colaboradores x Montante Estornado.....	38

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

BI	<i>Business Intelligence</i>
CCSA	Centro de Ciências Sociais Aplicadas
COSO	<i>Committee of Sponsoring Organizations of the Treadway Commission</i>
IA	Inteligência Artificial
IBRACON	Instituto Brasileiro dos Auditores Independentes
IIA	<i>Institute of Internal Auditors</i>
ISO	<i>International Organization for Standardization</i>
KPI	<i>Key Performance Indicator</i>
ML	<i>Machine Learning</i>
SQL	<i>Structured Query Language</i>
UFPE	Universidade Federal de Pernambuco

LISTA DE SÍMBOLOS

SUMÁRIO

1- INTRODUÇÃO	16
1.1 - OBJETIVO GERAL	17
1.1.1 - Objetivos Específicos	17
1.2 - JUSTIFICATIVA	18
2 - REFERENCIAL TEÓRICO	20
2.1 - EVOLUÇÃO DA AUDITORIA INTERNA E SEUS FUNDAMENTOS	20
2.2 - GESTÃO DE RISCOS E FRAUDES CORPORATIVAS	22
2.3 - AUDITORIA BASEADA EM FERRAMENTAS DE ANÁLISE DE DADOS	25
2.4 - INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL E MACHINE LEARNING	26
2.5 - ESTATÍSTICA APLICADA PARA AUDITORIA INTERNA	29
3 - PROCEDIMENTOS METODOLÓGICOS	33
3.1 - Tipo de pesquisa	33
3.2 - Coleta e tratamento dos dados	33
3.3 - Limitações do estudo	34
4 - ANÁLISE E INTERPRETAÇÃO DOS RESULTADOS	35
4.1 - ANÁLISE DOS ESTORNOS DE TÍTULOS COMPENSADOS POR USUÁRIOS	35
4.1.1 - Aplicação da lógica do SQL	36
4.2 - LEI DE BENFORD E APLICAÇÃO EM PYTHON	36
4.3 - ANÁLISE DE CONCENTRAÇÃO APLICADA À ESTORNOS POR QUANTIDADE E VALOR	38
4.4 - ANÁLISE DE SÉRIES TEMPORAIS NOS CASOS DE ESTORNO	41
4.5 - AMOSTRAGEM DE TÍTULOS ESTORNADOS	43
5. CONSIDERAÇÕES FINAIS	45
REFERÊNCIAS	47
APÊNDICE A - SQL PARA EXTRAÇÃO DE ESTORNO DE TÍTULOS COMPENSADO	51
APÊNDICE B - RESULTADOS OBTIDOS A PARTIR DA EXECUÇÃO DA QUERY	52
APÊNDICE C - PYTHON PARA APLICAÇÃO GRÁFICA DA LEI DE BENFORD	53
APÊNDICE D - PYTHON PARA APLICAÇÃO GRÁFICA POR QUANTIDADE	55
APÊNDICE E - PYTHON PARA APLICAÇÃO GRÁFICA POR VALOR	56
APÊNDICE F - PYTHON PARA APLICAÇÃO GRÁFICA DE SÉRIES TEMPORAIS	57

1. INTRODUÇÃO

De acordo com Hangai (2015), a evolução tecnológica no mundo contemporâneo atingiu novos patamares, ampliando as possibilidades de desenvolvimento econômico e social que são impulsionados pelo uso de grandes quantidades de dados digitalizados, das inúmeras redes de comunicação e do crescente aumento no poder de processamento computacional. Esse cenário está diretamente atrelado ao que é denominado 4ª Revolução Industrial ou “Indústria 4.0” (CASSAPO, 2016), que está transformando profundamente os processos produtivos e empresariais por meio de integrações de tecnologias digitais avançadas, como é o caso da Inteligência Artificial (IA), *big data*, automação, computação em nuvem e *blockchain*. Segundo Schwab (2016), essa revolução é caracterizada pela convergência de mundos físico, digital e biológico, criando modos de produção, organização e interação social, mudando, assim, a natureza do trabalho e da economia global.

A auditoria interna possui um papel crucial para a governança corporativa empresarial, de modo que atua como um mecanismo de avaliação geral quanto aos processos e controles internos das organizações de maneira geral. Segundo Sawyer, Dittenhofer e Scheiner (2003), a auditoria interna tem como objetivo principal assegurar a eficácia e eficiência dos controles, a confiabilidade das informações e a conformidade com políticas, normas e regulamentos internos, além de identificar riscos, padrões suspeitos e não conformidades que possam comprometer a integridade das operações. Em um cenário onde as empresas estão cada vez mais digitalizadas, a auditoria interna atualmente, conhecida como uma auditoria tradicional ou manual, enfrenta desafios de lidar com uma maior complexidade de dados, além de analisar grandes volumes de dados, que exigem a utilização de ferramentas e metodologias modernas para análise e interpretação das análises, de forma que não impacte no resultado final da auditoria. Como destacado por Moeller (2016), a modernização dessa área torna-se imprescindível para garantir maior eficiência, precisão e agilidade na identificação de irregularidades e na promoção de melhorias contínuas.

Além disso, é importante discorrer sobre os conceitos de governança, risco e conformidade, atrelados com as Diretrizes de Gestão de Riscos da ABNT NBR ISO

31000 (2018) e pelo COSO (*Committee of Sponsoring Organizations of the Treadway Commission*), em que evidencia a auditoria interna como um mecanismo imprescindível para avaliar e aprimorar os processos de controle e mitigação de riscos.

Segundo o IBGC (2018) a governança corporativa é o sistema pelo qual as sociedades empresariais, civis ou públicas são dirigidas e controladas, com a finalidade de promover valor aos proprietários e/ou partes interessadas (*stakeholders*), além de assegurar a sua sustentabilidade. Além disso, Tricker (2015) fala que a governança corporativa é essencial para alinhar os interesses dos gestores aos dos acionistas, promovendo a sustentabilidade e a integridade das organizações.

A gestão eficaz se torna uma ferramenta crucial para as organizações, em que ao identificar, avaliar e mitigar potenciais ameaças, é possível não apenas proteger os ativos e a integridade operacional, mas também criar valor sustentável para a sociedade. Conforme destacado por Vieira e Barreto (2021), a gestão de riscos vai além da simples prevenção de perdas; ela se torna um instrumento estratégico que contribui para a tomada de decisões informadas, a otimização de recursos e a promoção da confiança pública. Dessa forma, ao alinhar a gestão de riscos aos objetivos organizacionais e sociais, as instituições podem garantir maior resiliência, transparência e capacidade de gerar impactos positivos para todos os sócios, acionistas e *stakeholders*.

A conformidade, conhecida no mundo corporativo como *compliance*, faz referência ao cumprimento das normas, leis, regulamentos e políticas internas que regem as atividades de uma instituição. Quando aplicada na auditoria interna, a conformidade se torna um dos pilares fundamentais, de modo à assegurar as operações, alinhadas com os padrões éticos, legais e regulatórios. Segundo o Instituto dos Auditores Internos do Brasil (Audibra, 2020), a auditoria interna deve avaliar a eficácia dos controles de conformidade, identificando possíveis desvios e propondo ações corretivas para mitigar riscos de penalidades, multas ou danos reputacionais. Logo, a Não Conformidade ocorre quando existe o descumprimento das leis, regulamentos, normas ou políticas estabelecidas. Dessa forma, a detecção de não conformidades é primordial para prevenir que ocorram falhas operacionais, fraudes e potenciais exposições a riscos financeiros e contábeis. De acordo com Costa e Santos (2020), a não conformidade pode ser classificada como intencional (quando há má-fé ou negligência) ou não intencional (quando decorre de falhas processuais ou

desconhecimento). Assim, a auditoria interna atua como um mecanismo de detecção e correção dessas não conformidades, promovendo a melhoria contínua dos processos organizacionais e a aderência aos padrões pré-estabelecidos pelas organizações.

No setor de auditoria interna, a análise de dados e a automação têm sido fundamentais para melhorar na identificação de fraudes e não conformidades. Com o uso de linguagens de programação, algoritmos de IA, ferramentas de *business intelligence* (BI) e conceitos de *machine learning*, os auditores conseguem analisar grandes volumes de dados, identificar padrões anômalos e tomar decisões mais precisas e rápidas, o que torna o processo mais eficiente e menos sujeito a erros humanos (Vasarhely & Kogan, 2019). Como apontado por Holsaple (2020), a automatização das auditorias e a utilização de sistemas preditivos ajudam a identificar riscos de maneira mais precoce, o que contribui para uma gestão de riscos mais proativa e assertiva.

Assim, esta pesquisa busca explorar a implementação de um modelo de auditoria interna automatizada, integrando técnicas estatísticas e ferramentas tecnológicas, com o intuito de otimizar a identificação padrões suspeitos ou anomalias que podem acarretar em não conformidades nos controles internos organizacionais, em que procura agir na mitigação dos riscos e promover, de forma embasada e assertiva, a governança corporativa, onde irá demonstrar como a automação e a análise de dados podem fortalecer os controles internos e agregar valor.

1.1. OBJETIVO GERAL

Este trabalho tem como objetivo analisar a eficácia da implementação de uma metodologia automatizada para auditoria interna, utilizando técnicas estatísticas e ferramentas tecnológicas, com o intuito de identificar fraudes e não conformidades nos processos organizacionais.

1.1.1. OBJETIVOS ESPECÍFICOS

1. Elaborar uma rotina automatizada para a detecção de anomalias e padrões suspeitos na auditoria interna, utilizando ferramentas tecnológicas como *SQL*, *Python*

e *Business Intelligence (BI)*, com o intuito de agilizar e aprimorar a identificação de irregularidades e não conformidades nos controles e processos organizacionais.

2. Analisar a eficácia das técnicas estatísticas, realizadas com as ferramentas tecnológicas, por meio de testes práticos e estudos de caso, validando a sua aplicação e a precisão dos métodos propostos.

3. Identificar estratégias para superar os desafios na implementação da metodologia automatizada, além de explorar os conhecimentos técnicos que o auditor deve possuir, propondo melhorias e ajustes nos controles internos com base nos resultados obtidos, alinhados às melhores práticas de governança corporativa.

1.2. JUSTIFICATIVA

A relevância desse trabalho se destaca por meio de análise comparativa entre o modelo tradicional de auditoria interna **com a implementação da auditoria automatizada** com base em evidências práticas e teóricas apoiada pela automação e análise de dados que permite o monitoramento constante dos processos e controles internos, com base em uma **avaliação de riscos corporativos**, de modo a promover a detecção de fraudes e não conformidades.

No campo prático, a automação da auditoria interna contribui para a detecção preventiva e preditiva de irregularidades nos seus processos e controles internos, auxiliando também na **detecção de padrões suspeitos e anomalias, que podem indicar possíveis fraudes.**, ao qual é possível promover uma maior eficiência, precisão e agilidade nas análises. Além disso, contribui no aprimoramento dos processos de gestão de riscos, trazendo benefícios diretos como a redução de perdas financeiras e o aumento da confiabilidade das operações e na fidedignidade das demonstrações de modo tempestivo.

No aspecto teórico, a pesquisa busca consolidar conhecimentos sobre os conceitos básicos de Auditoria, riscos, fraudes e automações, bem como o uso de ferramentas tecnológicas, como SQL, *Python* e *Business Intelligence*, para a análise de dados aplicados à auditoria. A proposta também contribui para a ampliação do debate acadêmico sobre a transformação digital na área de auditoria interna, demonstrando como técnicas avançadas podem revolucionar práticas tradicionais.

Ao unir teoria e prática, este estudo pretende contribuir significativamente para o campo da auditoria interna, oferecendo informações valiosas para as organizações que buscam modernizar suas práticas de controle e governança corporativa. Além disso, ao demonstrar a superioridade da auditoria contínua em termos de eficiência e resultados, o trabalho espera promover avanços na adoção de metodologias mais dinâmicas e adaptáveis às necessidades atuais para identificação dessas irregularidades.

Diante desse contexto, o estudo tem como problema de pesquisa responder ao seguinte questionamento: **Como a implementação de uma metodologia automatizada para auditoria interna, utilizando técnicas estatísticas e ferramentas tecnológicas, pode otimizar a identificação de fraudes e não conformidades, superando as limitações dos processos tradicionais e garantindo maior eficiência e confiabilidade nos controles internos?**

2. REFERENCIAL TEÓRICO

Este capítulo está dividido em cinco subitens, de modo a resgatar a evolução da auditoria e trazer a inserção dos procedimentos tecnológicos que norteiam decisões de otimização dos procedimentos. A tecnologia e os modelos disponíveis, precisam ser vistos como aliados e não como rivais dos profissionais e nesse sentido, surge a necessidade de desenvolver conhecimento para saber lidar bem com a inovação.

2.1. EVOLUÇÃO DA AUDITORIA INTERNA E SEUS FUNDAMENTOS:

Os sumérios, estabelecidos por volta de 4100 a.C. na Mesopotâmia, desenvolveram a escrita cuneiforme, permitindo o registro de transações comerciais e contratos, o que contribuiu para a formalização e expansão do comércio na região (Brasil Escola, 2021). Nesse contexto, Boynton (2002) afirma que “a auditoria começa em época tão remota quanto à contabilidade”.

Contudo, foi na Inglaterra onde a Auditoria se tornou mais relevante, principalmente no contexto da Revolução Industrial no século XVIII, em que a grandeza econômica e comercial da Inglaterra e da Holanda, onde hoje a profissão é mais desenvolvida, determinou a evolução da auditoria, como consequência do crescimento das empresas, do aumento de sua complexidade e do envolvimento do interesse da economia popular nos grandes empreendimentos. (CREPALDI, 2004: 105).

No Brasil, a primeira evidência da atividade foi observada no Decreto Lei nº 2935, de 16 de junho de 1862. O Conselho Federal de Contabilidade (CFC) aprovou a resolução nº1156/2009 determinando que as Normas Brasileiras de Contabilidade editadas pelo CFC devem seguir os mesmos padrões internacionais emitidos pelo IASB (*International Accounting Standards Board*). Ela surgiu em um contexto no qual as organizações multinacionais começavam a se estabelecer no Brasil, e os investidores precisavam de garantias e confianças de que seus investimentos e aplicações estavam sendo auditados e monitorados de maneira adequada, de modo

a trazer mais confiabilidade e segurança dos números nos registros e demonstrações contábeis. (FROSI, 2015).

Nesse cenário, surge a figura do auditor, em que ele desempenha um papel fundamental para a realização de uma boa revisão dos registros contábeis e controles internos, garantindo a integridade e transparência das informações financeiras e operacionais de uma organização. Além disso, segundo Vanzolini (2024), o “compromisso do auditor é com a qualidade e seu papel é permitir que ela se estabeleça por meio de padrões e normas exigidos. Assim, os auditores são os profissionais responsáveis por avaliar, de forma detalhada, todas as atividades e processos da empresa, com foco na excelência.”

Tendo em vista todo o cenário de surgimento da auditoria e a figura do auditor, temos o conceito de Auditoria Interna, é uma atividade independente e objetiva de avaliação (*assurance*) e consultoria (*advisory*), criada para agregar valor e melhorar as operações de uma pessoa jurídica. Ela auxilia a organização a atingir seus objetivos a partir da aplicação de uma abordagem sistemática e disciplinada à avaliação e melhoria da eficácia dos processos de governança, gerenciamento de riscos e controle" (AMORIM, 2025). Além disso, de acordo com a NBCT 12 – Normas Brasileiras de Contabilidade da Auditoria Interna, item 12.1.1.1 “a auditoria interna constitui o conjunto de procedimentos técnicos que tem por objetivo examinar a integridade, adequação e eficácia dos controles internos e das informações físicas, contábeis, financeiras e operacionais da Entidade” (CFC, 2003).

Para maximizar os resultados de uma auditoria interna, é primordial que ela seja independente de toda a hierarquia da empresa, de modo que os resultados não sejam influenciados por relações pessoais e conflitos de interesse de cada departamento para com as informações. Esse aspecto é reforçado pelo Código de Ética do Auditor Interno da Companhia Nacional de Abastecimento (CONAB), que no seu artigo 1.6, trata da Imparcialidade.

A Auditoria Interna é bastante embasada nos princípios e diretrizes do *Committee of Sponsoring Organizations of the Treadway Commission (COSO)*¹ conhecido pelo seu *framework* de Controle Interno, publicado inicialmente em 1992 e atualizado em 2013. Esse *framework* é estruturado em cinco componentes inter-

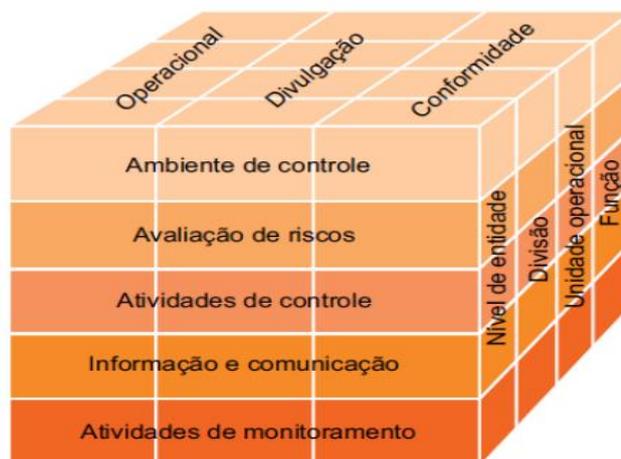
¹ Organização criada nos Estados Unidos, em 1985, com o objetivo de fornecer orientação e estrutura para a gestão de riscos, controles internos e governança corporativa.

relacionados: (1) Ambiente de Controle, (2) Avaliação de Riscos, (3) Atividades de Controle, (4) Informação e Comunicação, e (5) Monitoramento. Esses componentes são essenciais para a auditoria interna, pois fornecem uma base sólida para avaliar a eficácia dos controles internos e identificar áreas de risco que exigem atenção.

Dessa forma, estratificando cada item do *framework* do COSO, é possível realizar a avaliação do ambiente de controle que inclui a integridade, valores éticos e morais, bem como a filosofia e cultura da organização no seu modelo de gestão da administração. Enquanto na identificação de riscos, ele auxilia no monitoramento contínuo dos riscos, garantindo que não tenham impactos significativos ao longo do tempo, de modo que seja realizado conforme as recomendações de melhoria contínua dos processos internos que é um componente crucial.

O Cubo do COSO é uma representação tridimensional que ilustra a interrelação entre os componentes do controle interno, objetivos organizacionais e os níveis da estrutura de uma entidade. Este modelo, representado na figura 2, visa fornecer uma compreensão abrangente de como o controle interno deve ser implementado e avaliado dentro das organizações.

Figura 1: Fases e componentes do cubo COSO



Fonte: Rodrigo Fontenelle, Gestão de Controles Internos – COSO e as 3 Linhas de Defesa, CONACI

Segundo a VHG Consulting (2025), “essa estrutura demonstra a interconexão entre os objetivos da organização, os componentes do controle interno e os níveis organizacionais”. Em suma, o Cubo do COSO serve como uma ferramenta visual e

conceitual que auxilia as organizações na compreensão e implementação de um sistema de controle interno eficaz, alinhado aos seus objetivos e estruturado de forma abrangente por toda a entidade.

2.2- GESTÃO DE RISCOS E FRAUDES CORPORATIVAS

O conceito de risco é amplamente empregado em diversos contextos para representar a possibilidade de eventos que possam impactar negativamente os objetivos de uma organização ou indivíduo. De acordo com a ABNT NBR ISO 31000:2018, risco é definido como o "efeito da incerteza nos objetivos" da instituição, destacando a influência da imprevisibilidade nos resultados planejados.

Existem vários tipos de riscos que são levados em consideração para execução nos trabalhos de uma auditoria interna, contudo o risco inerente e o risco residual, merecem atenção, pelas suas características. Nesse contexto de definições de risco, surge a Gestão de Riscos que consiste em um conjunto de atividades coordenadas para identificar, analisar, avaliar, tratar e monitorar riscos, sendo amplamente difundido pelas organizações, muito devido à complexidade das operações globais, como uma forma de diminuir potenciais impactos negativos de agentes internos e/ou externos.

Assim, para elevar a chance de alcançar objetivos, as organizações adotam desde abordagens informais até abordagens altamente estruturadas e sistematizadas de gestão de riscos, dependendo de seu porte e da complexidade de suas operações (TCU, 2018a, p. 12) e quando ela é bem implementada, gera benefícios que impactam diretamente no resultado das empresas, gerando valor aos seus sócios, acionistas e *stakeholders*.

A matriz de riscos, apresentada na figura 3, é a melhor forma de avaliação para mensurar o grau de risco que um departamento ou organização está exposta. A matriz é feita combinando os valores da escala de probabilidade (eixo Y, variando de 1 – 5) com os da gravidade da consequência (eixo X, variando de 1 – 16):

Figura 2: A matriz de riscos

		CONSEQUÊNCIA*				
		Desprezível (1)	Menor (2)	Moderada (4)	Maior (8)	Catastrófica (16)
PROBABILIDADE (frequência)	Quase Certo (5)	5	10	20	40	80
	Provável (4)	4	8	16	32	64
	Possível (3)	3	6	12	24	48
	Improvável (2)	2	4	8	16	32
	Raro (1)	1	2	4	8	16

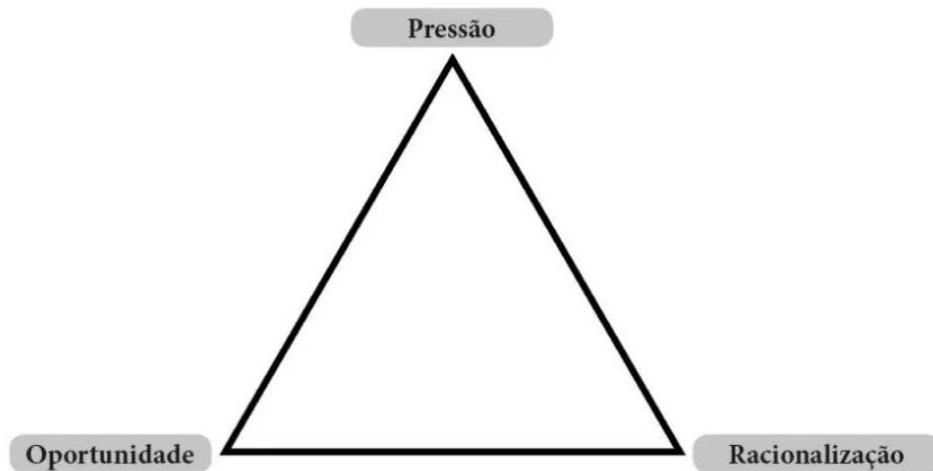
Fonte: <<https://www.qsp.net.br/2021/01/matrizes-de-riscos-aprimore-suas.html>.> Acesso em: 01 fev. 2025.

Para obter o nível de risco em cada quadrante, basta apenas multiplicar os valores das escalas correspondentes naquele ponto - por exemplo, nível de risco igual a 16 representa a combinação da probabilidade Provável (4) com a consequência Moderada (4).

Sabendo como mensurar os riscos, os que possuem consequências potencialmente mais elevadas, tendem a causar maior preocupação para as empresas, mesmo quando as probabilidades das consequências são raras. Contudo, existem riscos que possuem baixo grau de gravidade, todavia são bastante recorrentes, logo, com a recorrência desses riscos, podem causar impactos cumulativos a longo prazo.

No mundo corporativo, as organizações estão suscetíveis a ocorrência de fraudes que podem ocorrer por parte de colaboradores internos, clientes ou falha nos controles internos. Sendo assim, uma fraude é “qualquer ato ardiso, enganoso, de má-fé, com o intuito de lesar ou ludibriar outrem, ou de não cumprir determinado dever” (HOUAISS, 2007). Existem diversas razões para que seja realizada uma fraude e, geralmente, os fraudadores exploram os controles internos que possuem alguma deficiência, seja financeira ou operacional, resultado em danos à organização.

A fraude possui 3 elementos primordiais que são conhecidos como o Triângulo da Fraude, que é um conceito criado por Cressey (1953), que resume os fatores que podem ser causas para fraudes corporativas no interior das Empresas.

Figura 3: O triângulo da fraude

Fonte: <<https://www.jusbrasil.com.br/artigos/triangulo-da-fraude-e-compliance-o-que-e-e-como-eliminar/1526577532>.> Acesso em: 01 fev. 2025.

Esse modelo resume os fatores que podem contribuir para a ocorrência de fraudes corporativas, onde nos vértices são evidenciados a questão da oportunidade, pressão e racionalização. No contexto organizacional, a oportunidade está diretamente relacionada justamente nas fragilidades que podem existir nos controles internos, ao qual são exploradas por indivíduos para cometer fraudes. Conforme destacado por Albrecht et al. (2019), a oportunidade surge quando há falhas nos sistemas de controle, como a falta de segregação de funções, supervisão inadequada ou ausência de auditorias regulares. Essas fragilidades vão criar um ambiente muito propício para a ocorrência de fraudes, onde vai se destacar a relevância do trabalho do auditor interno na detecção e correção dessas vulnerabilidades. O auditor interno, ao avaliar, testar, sugerir e fortalecer os controles internos, reduz a ocorrência de fraudes, contribuindo assim para a integridade, governança corporativa e respeito as políticas internas.

2.3- AUDITORIA BASEADA EM FERRAMENTAS DE ANÁLISE DE DADOS:

O século XXI é marcado pelos grandes fluxos de informações, gerados a partir dos avanços tecnológicos ao longo dos anos. O fácil acesso à internet e “a computação em nuvem” são alguns exemplos de tecnologias que vieram para facilitar a captura e o armazenamento dos dados (Sá, 2020). Tendo em vista esse cenário, a

aplicação de tecnologias e ferramentas de análise de dados na Auditoria Interna tem se tornado cada vez mais essencial para aprimorar os mecanismos de identificações de inconsistências, fraudes e não conformidades nos controles internos das empresas.

A construção de bancos de dados, é imprescindível para o sucesso de uma instituição e essencial para a organização, manipulação, armazenamento e recuperação de grandes volumes de informações das diversas áreas de atuação da empresa. Desse modo, as consultas nos bancos de dados, utilizando o SQL, por exemplo, são essenciais para a extração de informações de forma eficiente e rápida, tendo em vista que sua versatilidade permite utilizar funções e fórmulas que podem filtrar, agrupar, selecionar e calcular.

No contexto da auditoria, o SQL tem se mostrado uma ferramenta crucial no processo de auditoria, permitindo que os auditores consultem grandes volumes de dados de forma eficiente. A utilização de SQL possibilita a análise detalhada de transações financeiras, o que é fundamental para identificar discrepâncias, fraudes ou não conformidades nos processos organizacionais, além de aprimorar a qualidade da execução de uma auditoria ao garantir maior agilidade e precisão nas investigações.

Além da linguagem de manipulação em bancos de dados, é possível utilizar a linguagem *Python* que tem se consolidado, cada vez mais, como uma ferramenta essencial para os departamentos de Auditoria Interna, tendo em vista a sua versatilidade e facilidade de atualização das bibliotecas. O *Python* possui bibliotecas² que permite a automação de tarefas rotineiras e repetitivas, a execução de testes de conformidade e a análise de transações financeiras, oferecendo aos auditores a capacidade de manipular dados, realizar cálculos estatísticos, criar visualizações de dados e detectar potenciais padrões anômalos em grandes volumes de dados. A outra ferramenta é o *Business Intelligence*, citada pela primeira vez por Devens³ (1865). O BI desempenha um papel importantíssimo na transformação de dados brutos em informações estratégicas que auxiliam na tomada de decisão dos sócios, acionistas e *stakeholders*. No contexto de uma Auditoria Interna, o BI também possibilita a identificação de padrões, tendências de mercado e anomalias, através da visualização

² Como *Pandas*, *NumPy* e *Matplotlib*

³ Devens foi o primeiro a utilizar a expressão na obra *Cyclopaedia of Commercial and Business Anecdotes*, referindo-se à capacidade de coletar e analisar informações para obter vantagem competitiva

dinâmica de grandes conjuntos de dados, ao qual permite que os auditores analisem os dados de forma tempestiva, eficiente e ágil. Além de que, essas ferramentas possibilitam a conexão de várias fontes de dados, apresentando *KPI's* em painéis dinâmicos e possibilita o monitoramento contínuo dos dados e sua melhor compreensão, assim, aumenta a transparência e auxilia na mitigação de riscos de fraudes e não conformidades.

Diante do exposto, observa-se que o uso de tecnologias como SQL, *Python*, *Business Intelligence* e técnicas de análise estatística tem um papel essencial na modernização da Auditoria Interna. A automação de consultas e testes com SQL permite a extração eficiente de informações relevantes, enquanto a flexibilidade do Python possibilita a implementação de algoritmos avançados para a detecção de fraudes e não conformidades.

2.4- INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL E MACHINE LEARNING:

Turing (1936) concebeu a Máquina de Turing, um modelo teórico que fundamenta toda a computação moderna. Durante a Segunda Guerra Mundial, Turing (1940) desempenhou um papel crucial na decifração dos códigos nazistas gerados através da máquina de criptografia conhecida como “Enigma”, de modo a contribuir significativamente para a vitória dos Aliados. Sua ideia de uma máquina automática capaz de manipular símbolos em uma fita de acordo com uma série de regras estabeleceu os princípios dos computadores atuais. Além disso, Turing desenvolveu conceitos fundamentais de algoritmo – um conjunto de instruções passo a passo para a resolução de uma tarefa – e computação." (IN VIVO, 2025).

Turing (1950) propôs um teste que foi um experimento para determinar se uma máquina poderia possuir um comportamento inteligente parecida com a de um ser humano. O Teste de Turing se tornou um marco nos estudos sobre inteligência artificial (IA) e originou uma série de debates sobre a possibilidade de máquinas desenvolverem pensamento automático.

Essa abordagem influenciou diretamente no desenvolvimento de sistemas de IA ao passar das décadas, principalmente impulsionado por pesquisas e investimentos nas áreas de processamento de linguagem natural, *Machine Learning*, redes neurais e modelos estatísticos. Atualmente, as maiores consultorias do mundo apontam que o investimento em Inteligência Artificial (IA) será um dos maiores aportes financeiros

das economias globais nos próximos anos. Dessa forma, é estimado que, até 2027, os investimentos em IA generativa devem atingir cerca de US\$ 1 trilhão, consolidando a tecnologia como um dos pilares da inovação e transformação digital no ambiente corporativo (EXAME, 2024). Esse crescimento expressivo reforça a necessidade de adaptação por parte das empresas e profissionais, incluindo a Auditoria Interna, que pode se beneficiar do uso da IA para aprimorar a análise de dados, identificação de fraudes e automação de processos complexos.

Na essência, IA é um campo de computação que possui como objetivo desenvolver sistemas capazes de simular a inteligência humana, permitindo que as máquinas realizem tarefas que são cotidianamente feitas por humanos. Essas tarefas incluem a habilidade de realizar cálculos, aprendizado, tomada de decisão, reconhecimento de padrões e análise de dados. Com o avanço da tecnologia, a IA tem se tornado amplamente utilizada em diversas áreas para a automação de processos, análises preditivas e segurança da informação. Assim, segundo Barbosa (2020) O objetivo da IA é entender e construir sistemas inteligentes, o que representa um elevado impacto em nossa cultura ocidental, uma vez que nela há crenças humanistas que nos levam a pensar que somos seres superiores e que inteligência e pensamento são dádivas exclusivas à nossa espécie - o que nos diferenciaria e nos torna superiores às demais criaturas (BARBOSA; BEZERRA, 2020, p. 92).

O *Machine Learning* (ML), ou Aprendizado de Máquina, é um subcampo da Inteligência Artificial (IA) que se concentra no desenvolvimento de algoritmos e modelos computacionais capazes de aprender padrões a partir de dados, sem serem explicitamente programados para realizar uma tarefa específica. De acordo com Mitchell (1997), o aprendizado de máquina pode ser definido como a capacidade de um sistema de melhorar seu desempenho em uma determinada tarefa por meio da experiência, utilizando dados passados ou interações com o ambiente. Essa abordagem permite que máquinas "aprendam" a partir de exemplos, generalizem comportamentos e tomem decisões com base em informações previamente observadas.

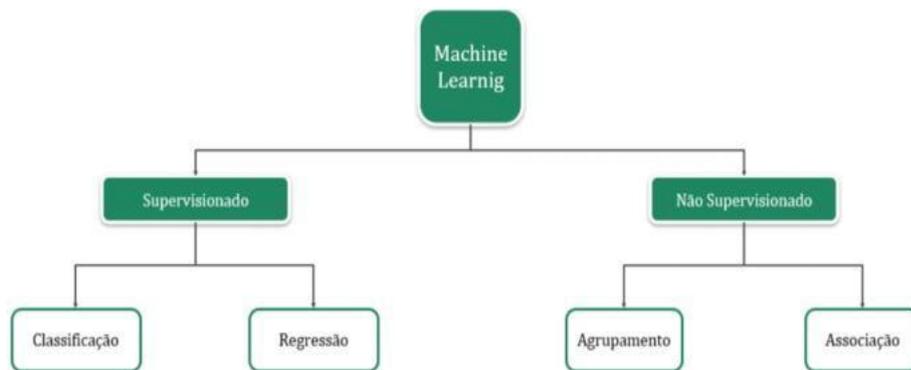
O ML é amplamente utilizado em diversas áreas, para reconhecimento de imagens, processamento de linguagem natural, sistemas de recomendação, diagnóstico médico, entre outros. Sua relevância tem crescido exponencialmente devido ao aumento da disponibilidade de grandes volumes de dados (Big Data) e ao

avanço da capacidade de processamento computacional, especialmente com o uso de GPUs e técnicas de computação em nuvem.

Neste contexto, o *Machine Learning* (ML) emprega uma variedade de métodos para maximizar o desempenho preditivo, utilizando técnicas de pré-processamento de dados e ferramentas estatísticas. O objetivo principal é aprimorar a capacidade preditiva dos modelos e automatizar o processo de treinamento, conforme destacado por Páscoa (2018). Essa abordagem permite que os algoritmos aprendam a partir de dados históricos, identificando padrões e tendências que podem ser aplicados para prever eventos futuros ou detectar comportamentos anômalos. Complementando essa perspectiva, Ernesto (2018) ressalta que todos os tipos de aprendizado de máquina são fundamentados em experiências passadas, ou seja, em dados históricos. A partir desses dados, os algoritmos inferem informações sobre a realidade, buscando resolver problemas específicos. Em síntese, os métodos de ML utilizam reconhecimento de padrões e a análise de grandes volumes de dados para gerar respostas precisas e confiáveis, especialmente em aplicações como a detecção e prevenção de fraudes contábeis.

O ML é subdividido em dois grupos: supervisionado e não supervisionado, conforme a figura 6:

Figura 4: Hierarquia de aprendizado do *Machine Learning*



Fonte: MENDONÇA, Lucas; ROSA, Bruno; LEAL, Geraldo

O aprendizado supervisionado e o não supervisionado são dois paradigmas fundamentais no *Machine Learning*, se diferenciando principalmente pela presença ou não, respectivamente, de rótulos nos dados de treinamento. Os algoritmos de aprendizado supervisionado são treinados com base em dados de amostra que especificam tanto a entrada quanto a saída esperada, enquanto os algoritmos de aprendizado não supervisionado operam com dados não rotulados, buscando estabelecer conexões significativas entre as entradas desconhecidas e possíveis

saídas. Dessa forma, no contexto da Auditoria Interna, o ML tem se mostrado uma ferramenta revolucionária para a área, em que oferece ganhos significativos nas análises e principalmente em sua precisão. Além disso, técnicas de aprendizado supervisionado e não supervisionado possibilitam a identificação de padrões, anomalias e riscos que poderiam passar despercebidos em abordagens tradicionais. Por exemplo, o ML pode detectar transações suspeitas ou fraudes em tempo real, além de prever potenciais falhas de controle com base em dados históricos. Essas capacidades não apenas aumentam a confiabilidade dos resultados da auditoria, mas também permitem uma abordagem mais proativa e estratégica, alinhando a função de auditoria às demandas de um ambiente empresarial cada vez mais complexo e orientado por dados (KPMG, 2020; *Institute of Internal Auditors*, 2020).

2.5 - ESTATÍSTICA APLICADA PARA AUDITORIA INTERNA

A estatística desempenha um papel fundamental na execução dos trabalhos na auditoria interna, fornecendo ferramentas que contribuem para aumentar a qualidade das análises, fazendo uso de métodos mais robustos e de maior confiabilidade nos resultados. Mediante técnicas como amostragem, análise de regressões lineares, séries temporais e a Lei de Benford (1938), os auditores podem avaliar a eficácia dos controles internos, identificar tendências e detectar fraudes e não conformidades com maior precisão. Segundo Sawyer (2003), "a aplicação de métodos estatísticos na auditoria permite uma abordagem mais científica, reduzindo a subjetividade e aumentando a confiabilidade das conclusões".

A estatística é essencial para a realização de auditorias baseadas em riscos, pois possibilita a priorização de áreas críticas com base em dados quantitativos. Segundo Knechel e Salterio (2016), "a integração de técnicas estatísticas na auditoria interna não apenas melhora a eficiência dos processos, mas também fortalece a capacidade de fornecer insights estratégicos para a gestão". Dessa forma, a estatística se consolida como um pilar indispensável para a modernização e o aprimoramento contínuo da função de auditoria interna.

A amostragem é uma das técnicas mais comuns na auditoria interna, permitindo que os auditores tenham a possibilidade de analisar uma parte de uma população representativo de dados, em vez de examinar o todo. Ainda segundo

Sawyer (2003), "a amostragem estatística reduz o tempo e os custos da auditoria, mantendo a confiabilidade dos resultados". Essa técnica é especialmente útil em auditorias de grandes volumes de dados, como transações financeiras ou registros de estoque. A amostragem pode ser aleatória simples, utilizada para garantir que a seleção de cada membro de uma população seja equiprovável. Estratificada quando a população pode ser dividida em subgrupos homogêneos e sistemática quando se trata de dados ordenados de maneira sequencial, como em uma lista de transações financeiras⁴.

As séries temporais são amplamente utilizadas para analisar dados que variam ao longo do tempo, como receitas, despesas ou indicadores de desempenho. Essa técnica permite identificar tendências, sazonalidades e pontos fora da curva, que podem indicar problemas ou oportunidades de melhoria. Para Montgomery, Jennings e Kulahci (2015), "as séries temporais são essenciais para a auditoria contínua, permitindo o monitoramento em tempo real de métricas críticas".

A Lei de Benford é conhecida como uma técnica estatística utilizada para detectar fraudes ou manipulações em conjuntos de dados numéricos. Ela descreve o comportamento de distribuição e frequência esperada dos dígitos iniciais, ou seja, dos números mais à esquerda, sendo conhecida por isso como a Lei do Primeiro Dígito e sendo aplicada em dados naturais, onde o dígito "1" ocorre com mais frequência do que "2", e assim por diante. Nesse contexto, desvios significativos dessa distribuição podem indicar irregularidades, como manipulações ou erros.

Na auditoria interna, a Lei de Benford é aplicada para identificar anomalias em dados financeiros, como exemplo transações suspeitas ou lançamentos inconsistentes. Logo, se uma eventual análise de despesas corporativas demonstrar uma frequência atípica de números começando com '7' ou '8', isso pode sugerir a necessidade de investigação mais detalhada, pois não seguirá a tendência de comportamento perante a lei. Segundo Nigrini (2012), "a Lei de Benford é uma ferramenta poderosa para a auditoria forense, ajudando a identificar padrões suspeitos em dados financeiros". Assim, ela se torna um recurso valioso para fortalecer os controles internos e mitigar riscos de fraudes.

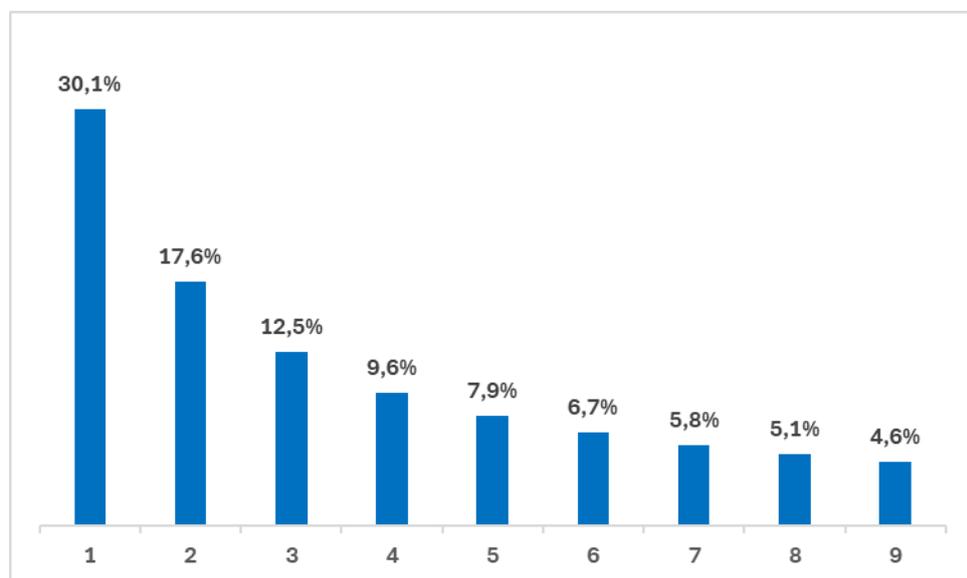
⁴ Existe também a amostragem por unidade monetária, onde é realizada com base nos valores financeiros de uma determinada base de dados de uma população.

Tabela 1: Distribuição dos números da Lei de Benford

Dígito	Probabilidade
1	30,1%
2	17,6%
3	12,5%
4	9,6%
5	7,9%
6	6,7%
7	5,8%
8	5,1%
9	4,6%

Fonte: Elaborado pelo autor, baseado na Lei de Benford

Graficamente, essa distribuição é representada por uma curva decrescente, em que o eixo horizontal (x) indica os dígitos de 1 a 9, e o eixo vertical (y) mostra a frequência relativa de ocorrência de cada dígito. Quando aplicada a dados que seguem a Lei de Benford, a curva se aproxima de uma distribuição logarítmica, enquanto desvios significativos dessa curva podem indicar anomalias, como manipulação de dados ou fraudes. Essa análise gráfica é amplamente utilizada em auditoria e análise de dados para identificar padrões atípicos em conjuntos numéricos.

Gráfico 1: Distribuição dos dígitos x probabilidade

Fonte: Elaborado pelo autor

A Lei de Benford tem sido amplamente utilizada na auditoria como uma ferramenta eficaz para detectar fraudes e irregularidades, uma vez que conjuntos de dados manipulados ou adulterados tendem a desviar significativamente da

distribuição esperada proposta por Benford. Essa lei é particularmente útil na análise de dados financeiros e contábeis, onde a ocorrência de dígitos iniciais deve seguir um padrão logarítmico natural. Conforme destacado por Nigrini (2012), "a Lei de Benford é uma ferramenta poderosa para a auditoria forense, ajudando a identificar padrões suspeitos em dados financeiros e fornecendo indícios de possíveis fraudes". A aplicação dessa técnica permite aos auditores detectar anomalias, como valores arredondados, transações fictícias ou manipulações intencionais, que se desviam da distribuição esperada. Dessa forma, a Lei de Benford não apenas reforça a eficácia dos processos de auditoria, mas também contribui para o fortalecimento dos controles internos e a prevenção de riscos corporativos.

A análise de concentração é uma técnica estatística essencial para identificar padrões de distribuição e desigualdade em conjuntos de dados que pode fortalecer a análise da auditoria. Ela permite avaliar se determinados valores estão concentrados em uma pequena parcela, onde pode indicar a presença de anomalias ou pontos atípicos. Segundo Fávero e Belfiore (2017), "a análise de concentração é fundamental para a tomada de decisões informadas, pois revela a existência de assimetrias que podem impactar significativamente os resultados de uma investigação ou estudo".

No contexto financeiro e contábil, essa análise é frequentemente aplicada para verificar a concentração de receitas, despesas, clientes, fornecedores ou outros indicadores relevantes. Segundo Santos e Ribeiro (2019), a análise de concentração é essencial para a gestão de riscos, pois permite que as organizações identifiquem vulnerabilidades e tomem decisões estratégicas para mitigá-las.

A combinação das técnicas de amostragem, Lei de Benford, séries temporais e análise de concentração oferecem uma análise aprofundada para a realização de testes de auditoria interna. Essas técnicas quando estão bem integradas, permitem que os auditores identifiquem possíveis anomalias, detectem manipulações nos resultados e avaliem riscos com maior precisão e eficiência. No contexto deste estudo, essas técnicas serão utilizadas para realizar um teste de auditoria específico, focado nos estornos de títulos financeiros realizados por colaboradores, que servirá como um exemplo do modelo de auditoria interna automatizada. Através da aplicação análise de concentração, tanto por quantidade, quanto por valor, será possível identificar se há concentração de realização de estornos em algum grupo de colaboradores, de forma a verificar se possuem grandes quantidades estornadas ou alto volume de

valores elevados, enquanto a Lei de Benford ajudará a detectar padrões suspeitos na distribuição dos valores. No entanto, é essencial que os auditores compreendam as limitações e pressupostos que possa existir em cada técnica, garantindo assim, que as análises sejam conduzidas de maneira mais adequada e confiável possível e que seus resultados não sejam utilizados de maneira determinante

3. PROCEDIMENTOS METODOLÓGICOS

Este item descreve os procedimentos metodológicos, destacando o tipo de pesquisa, a forma de coleta e tratamento de dados e às limitações da pesquisa.

3.1 - TIPO DE PESQUISA:

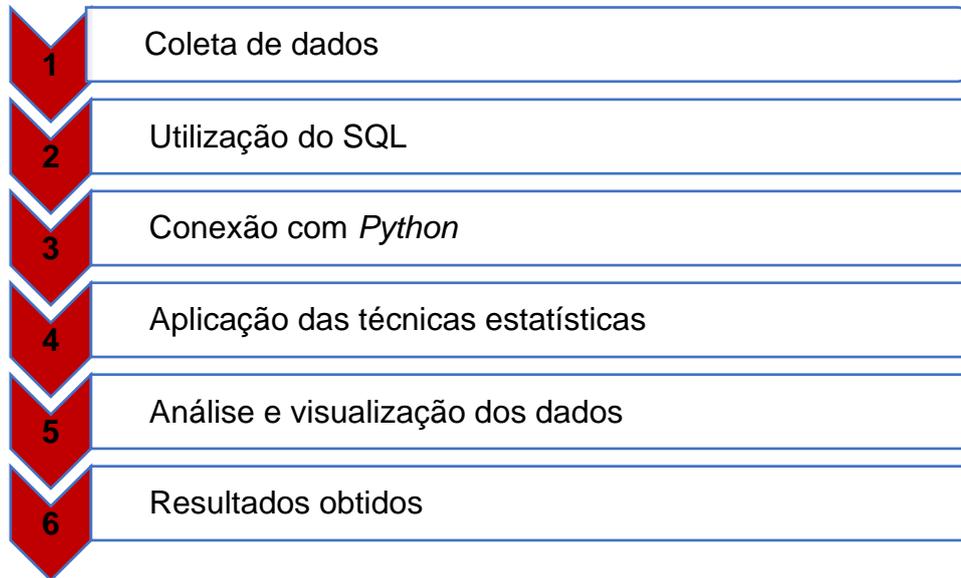
Este estudo é classificado como uma pesquisa aplicada, pois busca desenvolver um método automatizado para a análise de dados na Auditoria Interna, utilizando técnicas estatísticas e ferramentas de *Business Intelligence* (BI). Além disso, a pesquisa possui uma abordagem quantitativa, pois utiliza análise estatísticas para interpretar padrões nos dados e identificar possíveis não conformidades nos controles internos ou fraudes. A pesquisa também pode ser considerada exploratória e descritiva, pois investiga a aplicabilidade de modelos estatísticos e técnicas de análise de dados na detecção de anomalias em registros financeiros e operacionais extraídos do sistema SAP.

3.2 PASSO A PASSO DA PESQUISA:

Primeiramente, para realizar a coleta dos dados, foi necessário possuir acesso ao sistema SAP de uma empresa de distribuição de pneus localizada na cidade de Jaboatão dos Guararapes – PE. Essa coleta abrange informações financeiras e operacionais, considerando períodos e variáveis relevantes para a auditoria, como movimentações contábeis, registros de transações e padrões de comportamento das contas analisadas. Os dados utilizados na pesquisa foram extraídos diretamente do banco de dados do SAP por meio da lógica construída no SQL para realizar consultas no *Google Big Query*. Durante essa etapa, a modelagem, tratamento e limpeza e a organização dos dados já foram realizadas, garantindo que as informações estivessem estruturadas de forma adequada para a análise estatística posterior, levando a ocorrência de *outliers*. Após a extração e modelagem inicial no *Big Query*, os dados foram integrados ao *Python*, onde com sua versatilidade de bibliotecas, foram aplicadas as técnicas estatísticas citadas para identificar padrões e possíveis

não conformidades nos controles internos. A partir disso, foram analisados os dados retornados através dos códigos executados, levando a geração de gráficos e auxiliando nos resultados obtidos.

Figura 5: Passo a passo da pesquisa



Fonte: Elaborado pelo autor

Para essas análises, foram utilizadas bibliotecas estatísticas do *Python*, como *Pandas*, *NumPy* e *Matplotlib*.

4. ANÁLISE E INTERPRETAÇÃO DOS RESULTADOS

Nesse trabalho, será realizada uma análise dos estornos de títulos compensados por usuários, com foco na possível detecção de anomalias ou padrões atípicos e não conformidades. A prática de estorno de títulos, especialmente quando realizada de forma indevida ou sem as justificativas plausíveis, pode comprometer a integridade financeira da organização e impactar negativamente os controles internos. Através da implementação de uma auditoria interna automatizada, a análise buscará identificar padrões e comportamentos anômalos nos processos de estorno, utilizando ferramentas de monitoramento contínuo e técnicas estatísticas avançadas. O intuito não é apenas mapear e detectar possíveis fraudes, mas também contribuir para a melhoria dos processos internos, garantindo maior transparência e segurança nas transações financeiras da empresa.

4.1. ANÁLISE DE ESTORNOS DE TÍTULOS COMPENSADOS POR USUÁRIOS:

A análise da concentração de estornos de títulos compensados por usuários é uma prática essencial no contexto de auditoria interna e controle de fraudes, devendo, a análise dos casos, seguir um acompanhamento contínuo, uma vez que os estornos representam transações que revertem pagamentos ou recebimentos previamente realizados. Essa operação, quando realizada de forma inadequada, errônea ou fraudulenta, pode ocultar desvios de recursos, erros nas informações contábeis ou até mesmo práticas de lavagem de dinheiro e a concentração pode indicar a existência de irregularidades, como a manipulação de dados financeiros, o desvio de valores ou a criação de operações fictícias para mascarar falhas operacionais.

É observado que, colaboradores com acesso privilegiado aos sistemas financeiros podem utilizar estornos para corrigir erros propositais ou para desviar recursos de forma sutil, dificultando a detecção por métodos tradicionais de auditoria. Além disso, a falta de controle sobre essas operações pode levar a inconsistências nos relatórios financeiros, comprometendo a confiabilidade das informações contábeis e a tomada de decisões estratégicas. Em um cenário de crescente digitalização e complexidade das operações financeiras, a automação da análise de estornos torna-se uma ferramenta poderosa para identificar e prevenir esses riscos de forma proativa.

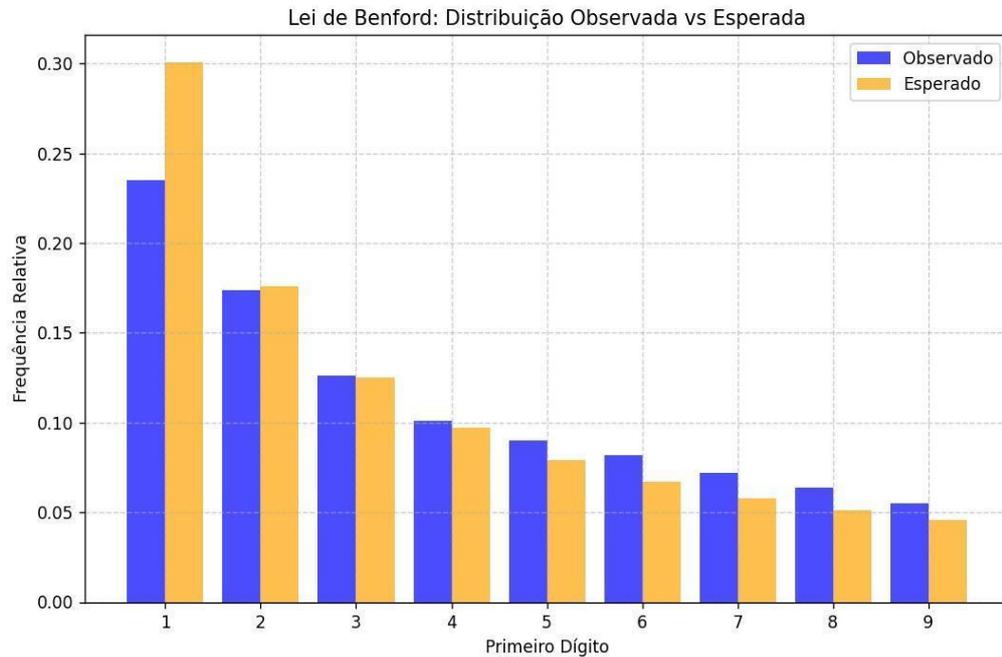
4.1.1 - Aplicação da lógica do SQL:

Para a identificação dos casos, foi desenvolvido a lógica do SQL na plataforma do *Google Cloud Big Query*, em que a *query* busca trazer as principais informações acerca de todos os usuários que realizaram estornos de títulos no de 2024, ao qual foi necessário consultar informações da tabela de títulos compensados “BSAD” no SAP, de modo a juntar as informações dessa tabela com as tabela de cabeçalhos de lançamentos contábeis “BKPF” e com a tabela de cadastro de clientes “KNA1”, ao qual juntando as informações dessas 3 tabelas, é possível realizar filtros para que seja possível que o código retorne com as informações que precisamos para análise, como foi o caso dos filtros de clientes com código maior que ‘1000000000’ de modo a retirar os clientes *intercompany*, filtrar o período necessário que foram as datas de 01/01/2024 até 31/12/2024, além de especificar o tipo do lançamento de estorno “ES” e retirar os estornos automáticos que são realizados pelo próprio sistema SAP, que já possuem a lógica ajustada pelo departamento de Tecnologia da informação (Apêndice A).

O código ao ser gerado retornou o total de 49.491 de casos de estornos que foram realizados por uma organização ao longo do ano de 2024, no campo “Usuário” não foi demonstrado os usuários que realizaram os estornos por ser informação sensível (Apêndice B).

4.2 - LEI DE BENFORD E APLICAÇÃO EM PYTHON

No código desenvolvido em *Python* (Apêndice C), a comparação entre as distribuições esperadas e observadas é visualizada por meio de um gráfico de barras, onde as barras azuis (observados), representam a frequência relativa de cada primeiro dígito nos dados analisados e as barras laranjas (esperado), representam a frequência teórica prevista pela Lei de Benford.

Gráfico 2: Distribuição Observada x Esperado

Fonte: Criado pelo autor

A ausência de grandes discrepâncias entre a distribuição observada e a esperada sugere que os valores de estornos analisados seguem um padrão natural e não apresentam indícios de manipulação ou fraude. Isso pode ser interpretado como um sinal positivo em relação à integridade dos dados e aos controles internos da organização. Em outras palavras, os estornos parecem estar ocorrendo de forma consistente com as expectativas estatísticas, sem evidências de distorções intencionais ou sistemáticas. Esse resultado trás implicações importantes para o departamento, ao qual essa conformidade com a Lei de Benford pode indicar que os processos relacionados aos estornos de títulos estão funcionando de maneira adequada, sem indícios de falhas ou de manipulações. Sendo assim, reforça a eficácia dos controles internos existentes dentro da organização. Além disso, a ausência de anomalias relevantes sugere que o risco de fraudes ou erros operacionais relacionados aos estornos é considerado baixo. Isso permite que a auditoria direcione seus esforços para outras áreas onde os riscos podem ser mais elevados.

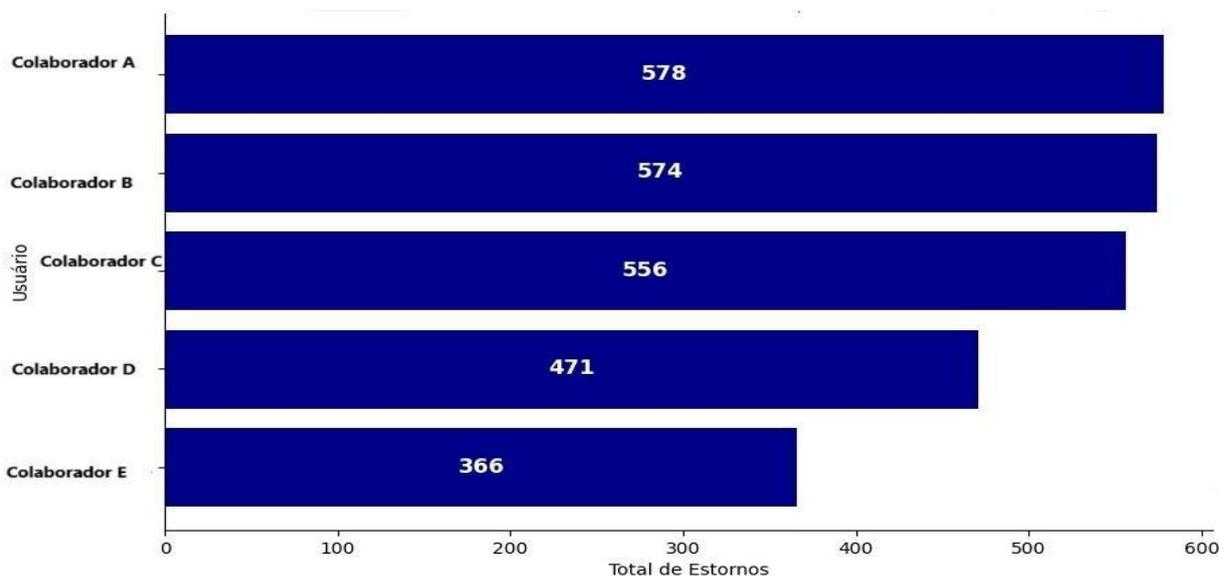
É importante salientar que a conformidade com a Lei de Benford não garante, por si só, a ausência total de fraudes ou irregularidades. A lei é uma ferramenta estatística que identifica padrões e tendência, todavia não detecta fraudes específicas

ou casos isolados de manipulação. Portanto, embora o resultado seja positivo, ele deve ser complementado com outras técnicas de auditoria e estatística.

4.3 - ANÁLISE DE CONCENTRAÇÃO APLICADA AOS ESTORNOS POR QUANTIDADE E VALOR

A análise de concentração tem como objetivo identificar potenciais situações em que um número reduzido de usuários, departamentos ou períodos concentra uma proporção significativa tanto da quantidade, quanto do montante dos estornos. Essa concentração pode ser quantitativa, como é o caso de valores elevados de estornos ou qualitativa que é a frequência anormal de operações. Para a realização dessa análise, foram escritos código em *Python* (Apêndice D) para a identificação dos colaboradores com mais estornos por quantidade e retornando o resultado por gráfico:

Gráfico 3: Top 5 Colaboradores x Quantidade de Estornos



Fonte: Elaborado pelo autor

O resultado da análise gráfica da concentração de estornos por quantidade revelou uma distribuição atípica, com uma concentração relativamente maior entre três colaboradores, que são o A, B e C. Esses três indivíduos foram responsáveis por um volume de estornos que se destacou em relação aos demais, sugerindo uma possível centralização dessas operações em um grupo reduzido de pessoas. Esse

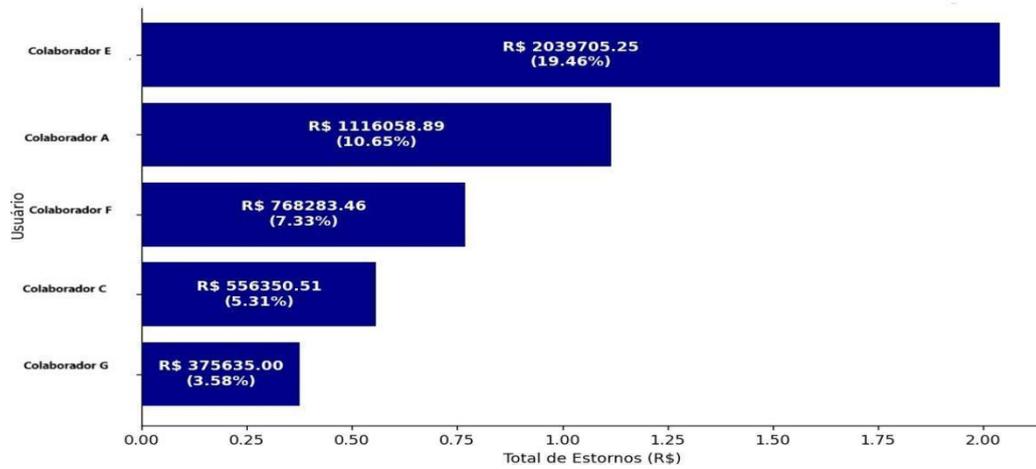
padrão merece atenção especial, pois concentrações elevadas em poucos colaboradores podem indicar riscos operacionais, falhas nos controles internos ou até mesmo práticas inadequadas.

Diante desse cenário, é de suma importância que o auditor realize a função de investigar se esses colaboradores possuem as alçadas necessárias para realizar estornos nas quantidades realizadas e nos montantes estornados, além de verificar, em caso de existência da alçada, se elas estão sendo respeitadas pelos colaboradores.

A existência de limites definidos para a realização de estornos, tanto em termos de volume quanto de valor, é uma prática comum em controles internos robustos. Portanto, é preciso verificar se as operações realizadas por esses colaboradores estão dentro dos limites estabelecidos pela organização ou se há indícios de que essas alçadas foram ultrapassadas.

Além disso, é crucial verificar as autorizações e as evidências que justificam esses estornos. Cada operação de estorno deve ser respaldada por documentação suporte, como solicitações formalizadas, aprovações hierárquicas e comprovações de que o estorno era, de fato, necessário. A ausência dessas evidências ou a existência de inconsistências na documentação pode indicar que os estornos foram realizados sem o devido embasamento, o que configura uma falha nos controles internos, podendo ter sido realizado de forma proposital ou não.

Outro aspecto importante é avaliar se os estornos realizados por esses colaboradores cumpriram as regras e os procedimentos estabelecidos pela organização. A conformidade com as políticas internas é essencial para garantir a integridade das operações financeiras. Caso os estornos tenham sido realizados sem seguir as regras pré-definidas, isso pode representar não apenas uma falha operacional, mas também um risco de fraude ou má conduta.

Gráfico 4: Top 5 Colaboradores x Montante Estornado

Fonte: Construído pelo autor

Quanto a análise da concentração de estornos pelo montante, também gerado em *Python* (Apêndice E) revelou uma situação preocupante, com os colaboradores E e A, se destacando significativamente em um ranking dos cinco maiores montantes estornados. Um deles foi responsável por estornos superiores a 2 milhões de reais, enquanto outro realizou estornos acima de 1 milhão de reais. Esses valores elevados chamam a atenção não apenas pelo volume financeiro envolvido, mas também pelos potenciais riscos que representam para a organização. A concentração de valores tão expressivos em apenas dois indivíduos pode indicar falhas nos controles internos, expondo a empresa a riscos operacionais, financeiros e até reputacionais.

Um dos principais riscos envolvidos aos estornos de alto valor é a possibilidade de desvios de recursos ou práticas fraudulentas. Colaboradores com acesso a operações de grande montante podem, intencionalmente ou não, utilizar estornos para mascarar irregularidades, como desvios de caixa, pagamentos indevidos ou ajustes contábeis inadequados. Além disso, a falta de controles rígidos sobre esses valores pode facilitar a ocorrência de erros operacionais, como duplicidade de pagamentos ou estornos desnecessários, que impactam diretamente a saúde financeira da organização.

É interessante observar que, na análise por quantidade, o colaborador E ocupou a última posição no Top 5, com 366 títulos estornados, um volume

consideravelmente menor em comparação aos demais. No entanto, ao analisar os valores por montante, esse mesmo colaborador assumiu a primeira posição, evidenciando que, embora tenha realizado menos estornos em termos de quantidade, os valores envolvidos em suas operações foram significativamente mais altos. Por outro lado, o colaborador A apresentou um comportamento distinto: liderou o Top 5 por quantidade de estornos e, simultaneamente, ocupou a segunda posição no ranking por montante. Esse padrão sugere que o colaborador A não apenas realiza muitos estornos, mas também opera com valores elevados, o que amplia o impacto potencial de suas atividades nas demonstrações financeiras e nos controles internos da organização. Essa dualidade entre quantidade e montante reforça a importância de uma análise multidimensional, capaz de identificar tanto a frequência quanto o valor das operações, para uma compreensão mais completa dos riscos envolvidos.

Diante desse cenário, é fundamental adotar medidas corretivas e preventivas. A revisão das alçadas e dos limites de valor para estornos, a implementação de controles adicionais, como aprovações hierárquicas e auditorias periódicas, e a capacitação dos colaboradores envolvidos são ações que podem mitigar os riscos identificados. Além disso, a organização deve investigar as operações realizadas por esses colaboradores para verificar se os estornos foram justificados e se cumpriram as regras e procedimentos internos.

A concentração de estornos de alto valor em dois colaboradores destaca a necessidade de uma análise detalhada e da implementação de controles mais robustos. A identificação e a correção dessas falhas são essenciais para proteger a integridade das demonstrações financeiras, garantir a conformidade com normas e regulamentos e preservar a reputação da organização. A adoção de medidas preventivas não apenas reduz os riscos atuais, mas também fortalece a governança corporativa, contribuindo para a sustentabilidade financeira e operacional da empresa.

4.4 - ANÁLISE DE SÉRIES TEMPORAIS NOS CASOS DE ESTORNO:

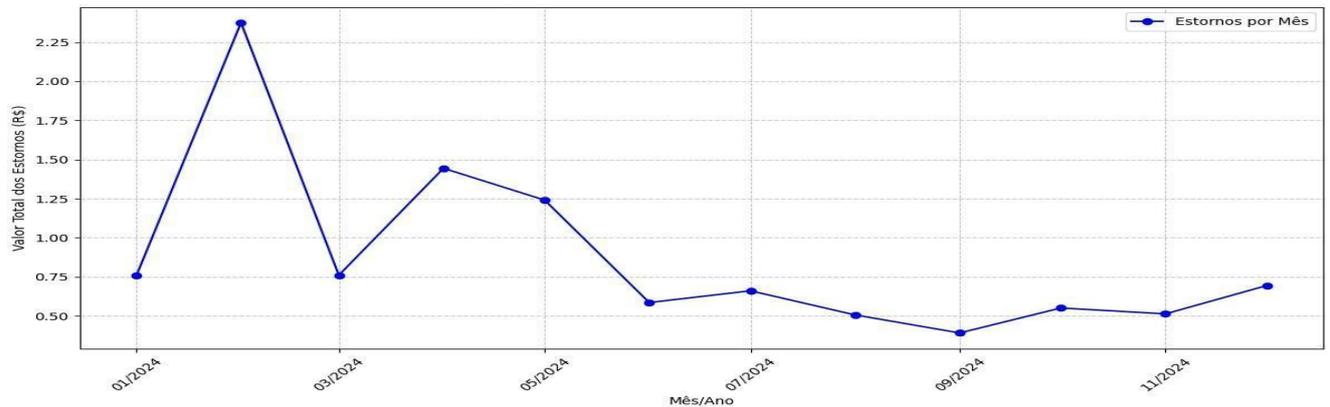
A análise de séries temporais é uma técnica estatística poderosa para examinar a variação do montante estornado ao longo do tempo, permitindo identificar padrões, tendências e anomalias que podem passar despercebidas em análises pontuais. No contexto dos estornos de títulos compensados, essa abordagem ganha especial

relevância, pois oferece uma visão dinâmica e contextualizada das operações, contribuindo para a detecção de riscos e a melhoria dos controles internos.

Ao analisar a variação mensal dos estornos ao longo de 2024, é possível identificar períodos de pico ou queda que podem estar associados a fatores sazonais, mudanças operacionais ou até mesmo práticas inadequadas, conforme o gráfico 5. Por exemplo, um aumento abrupto no montante estornado em determinado mês pode indicar falhas nos processos, como problemas na emissão de títulos ou na conciliação de contas, enquanto uma queda significativa pode sugerir a subnotificação de estornos ou a falta de registros adequados. Esses padrões temporais fornecem insights valiosos para a auditoria interna, permitindo que os esforços de investigação sejam direcionados para os períodos de maior risco.

Além disso, a análise de séries temporais permite comparar os resultados observados com expectativas ou benchmarks históricos. Se os estornos em 2024 apresentarem uma variação significativa em relação aos anos anteriores, isso pode indicar mudanças no ambiente operacional, como a implementação de novos sistemas ou processos, ou a necessidade de revisão dos controles internos. Essa comparação também ajuda a identificar tendências de longo prazo, como o aumento gradual no volume de estornos, que pode estar relacionado a problemas estruturais na organização.

Outro aspecto importante é a capacidade de detectar anomalias pontuais, como picos isolados ou quedas abruptas, que podem ser indicativos de fraudes ou erros operacionais. Por exemplo, um pico no montante estornado em um mês específico pode estar associado a uma operação fraudulenta ou a um erro de processamento, enquanto uma queda repentina pode sugerir a omissão de registros ou a falta de conformidade com as políticas internas. A identificação dessas anomalias permite uma investigação mais precisa e direcionada, aumentando a eficácia da auditoria interna. A aplicação da análise de séries temporais também contribui para a melhoria contínua dos processos e controles internos. Ao identificar padrões de variação nos estornos, a organização pode implementar medidas corretivas, como a revisão das alçadas, a capacitação dos colaboradores ou a automação de processos, para reduzir a ocorrência de estornos desnecessários ou inadequados.

Gráfico 5: Variação mensal do montante estornado

Fonte: Construído pelo autor

A análise da série temporal dos títulos estornados por usuários revelou um comportamento variado ao longo dos meses de 2024. O gráfico evidencia um pico extremamente alto no mês de fevereiro, destacando-se como um ponto fora da curva em relação aos demais meses. Este mês apresentou um volume de lucros superior a 2 milhões de reais, representando uma parcela significativa do montante total de, aproximadamente 10,5 milhões. Após esse ápice, houve uma queda no volume de estornos, embora os valores ainda tenham tido aumentos permanentes ao longo do primeiro semestre.

Essa redução gradual indica que, apesar da diminuição, o impacto dos ganhos contínuos relevantes nos meses subsequentes. No segundo semestre, observa-se um movimento mais estável, com os valores diminuindo progressivamente e mantendo um comportamento mais regular mês a mês. Esse padrão sugere que a anomalia registrada em fevereiro pode ter sido ocasionada por um evento específico ou por condições especiais que não se sustentaram ao longo do tempo. A estabilização no segundo semestre pode indicar um ajuste nos processos internos ou uma normalização das ocorrências de eventos, refletindo um comportamento mais previsível nesses títulos de gestão.

4.5 - AMOSTRAGEM DE TÍTULOS ESTORNADOS:

A utilização da amostragem na análise de títulos estornados é uma estratégia metodológica que permite otimizar o processo de investigação, especialmente quando se lida com grandes volumes de dados. A amostragem, nesse contexto, possibilita a

seleção de um conjunto representativo de casos que refletem as características do universo total de estornos, viabilizando uma análise mais ágil e focada sem comprometer a confiabilidade dos resultados. Ao aplicar técnicas de amostragem, é possível identificar padrões, causas recorrentes e tendências que contribuem para a ocorrência de estornos, além de fornecer subsídios para a implementação de medidas corretivas e preventivas.

Entre os tipos de amostragem mais indicados para essa análise, a amostragem estratificada, que consiste em dividir a população de títulos estornados em subgrupos homogêneos com base em critérios relevantes, como valor do título, motivo do estorno, região geográfica ou período de ocorrência ou por colaborador. Essa abordagem é particularmente útil quando se busca garantir que todos os segmentos de interesse sejam representados na amostra, permitindo uma análise mais detalhada e específica de cada categoria. Por exemplo, ao estratificar os estornos por motivo, é possível identificar se determinadas causas, como falhas no processamento ou inconsistências nos dados, são mais frequentes em alguns grupos do que em outros.

O auditor também pode utilizar a amostragem aleatória simples que também pode ser utilizada, especialmente quando se busca uma abordagem direta e imparcial. Nesse método, cada título estornado tem a mesma chance de ser selecionado, o que garante uma representatividade equilibrada da população. Essa técnica é indicada quando não há necessidade de segmentação prévia ou quando se deseja uma visão geral dos estornos, sem focar em características específicas.

Outro método relevante é a amostragem por conglomerados, que pode ser aplicada quando os títulos estornados estão naturalmente agrupados em unidades maiores, como agências, filiais ou lotes de processamento. Nesse caso, selecionam-se aleatoriamente alguns desses conglomerados para análise, o que reduz custos e simplifica o processo, especialmente quando a população é geograficamente dispersa. Essa técnica é eficaz para análises que demandam uma visão macro dos estornos, sem a necessidade de examinar cada caso individualmente.

Diversas empresas desenvolvem pequenos sistemas próprios, que permitem ao auditor possa inserir uma base de dados, como no caso dos estornos e realizar as amostragens de maneira automatizada, conforme critérios pré-definidos. Esses sistemas podem facilitar a seleção de subconjuntos representativos dos títulos estornados, diminuindo a ocorrência de amostragens mal executadas pelo auditor por

ser realizada de forma manual, ao qual permite uma análise mais assertiva e eficiente. Por meio dessas técnicas, é possível verificar se os procedimentos estabelecidos estão sendo seguidos corretamente, identificando possíveis falhas ou desvios que possam comprometer a integridade das operações. A amostragem oferece uma revisão detalhada e aprofundada de casos específicos, fornecendo informações importantes sobre a conformidade perante às normas e políticas internas, a ciência quanto as autorizações necessárias e a efetividade dos controle internos. Dessa forma, ela se torna uma ferramenta estatística essencial para garantir que os processos de estorno estejam alinhados com as diretrizes da organização, contribuindo para a máxima mitigação de riscos e a melhoria contínua da governança corporativa.

5. CONSIDERAÇÕES FINAIS

Ao final deste estudo, se confirmou que os objetivos propostos foram alcançados, possibilitando uma compreensão aprofundada da auditoria interna automatizada e suas implicações na identificação de fraudes e não conformidades. A análise revelou padrões de comportamento e tendências no montante estornado por colaborador e variações atípicas que poderiam passar despercebidas em auditorias manuais. Esses achados não apenas contribuíram para o aprofundamento teórico sobre auditoria interna, mas também forneceram insights valiosos para a gestão e o fortalecimento dos controles internos organizacionais.

Um dos aspectos mais relevantes desta pesquisa foi a constatação de que a auditoria contínua, apoiada por ferramentas automatizadas e técnicas avançadas de análise de dados, supera significativamente a auditoria manual em eficiência, precisão e agilidade. A utilização de SQL, *Python* e *Business Intelligence* demonstrou ser um diferencial estratégico, permitindo a análise de grandes volumes de dados em tempo reduzido e proporcionando uma abordagem mais dinâmica e proativa na detecção de fraudes. Esses resultados reforçam a importância da transformação digital na auditoria interna, reduzindo erros humanos e ampliando a confiabilidade dos processos organizacionais.

Além da aplicabilidade prática, este estudo também se destaca pela robustez metodológica empregada. A integração de análises estatísticas, como a Lei de Benford e a análise de concentração, aliada ao uso de gráficos e dashboards interativos, proporcionou uma visualização clara e precisa das informações, facilitando a tomada de decisões estratégicas. Ao demonstrar como a automação pode otimizar os processos de auditoria, este trabalho não apenas contribui para a literatura acadêmica, mas também oferece diretrizes para a implementação de auditorias mais eficazes no ambiente corporativo.

Entretanto, reconhece-se que toda pesquisa possui limitações. A dependência da qualidade dos dados extraídos do SAP, a impossibilidade de integração direta do *Big Query* ao *Python* por restrições administrativas e a necessidade de históricos mais amplos para análises mais robustas representam desafios que podem ser superados em estudos futuros. Dessa forma, recomenda-se a realização de novas pesquisas que explorem variáveis adicionais e contemplem diferentes contextos organizacionais,

ampliando ainda mais o entendimento sobre a aplicação da auditoria automatizada na mitigação de riscos e aprimoramento da governança corporativa.

Em suma, esta pesquisa evidencia que a auditoria contínua baseada em tecnologia não é apenas uma tendência, mas uma necessidade para organizações que buscam maior transparência, eficiência e segurança em seus processos financeiros. A modernização da auditoria interna, aliada à inteligência de dados, representa um passo essencial para empresas que desejam se adaptar à complexidade do cenário digital e fortalecer suas estratégias de compliance e gestão de riscos.

REFERÊNCIAS

ALBRECHT, W. Steve; ALBRECHT, Conan C.; ALBRECHT, Chad O.; ZIMBELMAN, Mark F. Fraud Examination. 6. ed. Boston: Cengage Learning, 2019.

AMAZON WEB SERVICES. Diferença entre aprendizado supervisionado e não supervisionado em machine learning. 2025. Disponível em: <<https://aws.amazon.com/pt/compare/the-difference-between-machine-learning-supervised-and-unsupervised/>> Acesso em: 4 fev. 2025.

O que é Python? 2025. Disponível em: <<https://aws.amazon.com/pt/what-is/python/>> Acesso em: 3 fev. 2025.

O que é SQL? 2025. Disponível em: <<https://aws.amazon.com/pt/what-is/sql/>> Acesso em: 3 fev. 2025.

AMORIM, Rodrigo Morais de. O papel da auditoria interna na melhoria contínua do sistema de integridade corporativa. Revista Latino-americana de Governança, v. 2, n. 1, p. 1, 2022.

ARENS, A. A.; ELDER, R. J.; BEASLEY, M. S. Auditoria: Uma Abordagem Integrada. São Paulo: Pearson, 2017.

ASSOCIAÇÃO BRASILEIRA DE NORMAS TÉCNICAS (ABNT). NBR ISO 31000:2018 - Gestão de Riscos: Diretrizes. Rio de Janeiro: ABNT, 2018.

BARBOSA, R.; GOMES, Elaine Dias. Auditoria. Revista Científica Eletrônica de Ciências Contábeis, ano VII, n. 13, maio 2009. Periódico Semestral.

BIURAXI, Carlos; BARROS, DENISE; JOSE, Antônio. Auditoria Contábil: Um breve estudo sobre sua história e importância. Revista de Estudos Interdisciplinares do Vale do Araguaia - REIVA, [S. l.], v. 4, n. 03, p. 12, 2021. Disponível em: <https://reiva.unifaj.edu.br/reiva/article/view/188>. Acesso em: 23 mar. 2025.

BOX, G. E. P.; JENKINS, G. M.; REINSEL, G. C. Time Series Analysis: Forecasting and Control. Hoboken: Wiley, 2008.

BRASIL. Código de Ética do Auditor Interno. Brasília: Companhia Nacional de Abastecimento, 2025.

BRASIL ESCOLA. Sumérios. Disponível em: <<https://brasilecola.uol.com.br/historiag/sumerios.html>> Acesso em: 1 fev. 2025.

COSO. Gerenciamento de Riscos Corporativos: Estrutura Integrada. Jersey City: Committee of Sponsoring Organizations of the Treadway Commission, 2007.

COSTA, A. Auditoria Interna: Teoria e Prática. Rio de Janeiro: Elsevier, 2020.

CRESSEY, Donald R. Other People's Money: A Study in the Social Psychology of Embezzlement. Glencoe: The Free Press, 1953.

Definição de auditoria interna. 2023. Disponível em: <<https://iiabrasil.org.br/ippf/definicao-de-auditoria-interna>> Acesso em: 11 nov. 2024.

KNECHEL, W. R.; SALTERIO, S. E. Auditing: Assurance and Risk. 4. ed. New York: Routledge, 2016.

DELOITTE. D-Risk automation. 2023. Disponível em: <<https://www2.deloitte.com/br/pt/pages/risk/solutions/d-riskautomation.html>> Acesso em: 12 nov. 2024.

DOS SANTOS, Rafael Padilha; LIEBL, Helena. COMPLIANCE E GOVERNANÇA CORPORATIVA: Estratégias para uma Gestão Socioambiental. Revista Húmus, v. 10, n. 29, 24 Ago 2020 Disponível em: <<https://periodicoseletronicos.ufma.br/index.php/revistahumus/article/view/14027>> Acesso em: 22 mar 2025.

ESTADOS UNIDOS. Sarbanes-Oxley Act of 2002. Public Law 107-204, 30 jul. 2002. Disponível em: <https://www.congress.gov/bill/107th-congress/house-bill/3763>. Acesso em: 19 dez. 2024.

FÁVERO, Luiz Paulo; BELFIORE, Patrícia. Manual de Análise de Dados: Estatística e Modelagem Multivariada com Excel®, SPSS® e Stata®. Rio de Janeiro: Elsevier, 2017.

ESTEVEZ, Rui. Auditoria contínua e automação na função de Auditoria Interna. 2023. Monografia. Instituto Politécnico de Lisboa, Instituto Superior de Contabilidade e Administração de Lisboa, Lisboa.

EXAME. Investimentos em IA devem chegar a US\$ 1 tri até 2027, mas competição será acirrada, diz CEO da Cit. 2024. Disponível em: <<https://exame.com/inteligencia-artificial/investimentos-em-ia-devem-chegar-a-us-1-tri-ate-2027-mas-competicao-sera-acirrada-diz-ceo-da-cit/>>. Acesso em: 4 fev. 2025.

FROSI, Miriam. Evolução histórica da auditoria no Brasil e no mundo e as tendências em âmbito nacional. Revista Innovare, Marau, v. 1, n. 1, p. 9, jan./dez. 2015.

INSTITUTE OF INTERNAL AUDITORS (IIA). Artificial Intelligence and the Future of Internal Auditing. 2020.

INSTITUTO DOS AUDITORES INTERNOS DO BRASIL (Audibra). Normas Internacionais para a Prática Profissional de Auditoria Interna (IPPF). São Paulo: Audibra, 2020.

MENDONÇA, Lucas; ROSA, Bruno; LEAL, Geraldo. A utilização de Inteligência Artificial - Machine Learning e Business Intelligence – na detecção e prevenção de fraudes contábeis: primeiras aproximações. 2022. Monografia. Universidade Federal de Catalão – GO, Programa de Pós-Graduação em Gestão Organizacional, Goiás.

MOELLER, Robert R. Auditoria Interna: Governança, Controle e Risco. 4. ed. São Paulo: Atlas, 2016.

NIGRINI, M. J. Benford's Law: Applications for Forensic Accounting, Auditing, and Fraud Detection. Hoboken: Wiley, 2012.

PACHECO, Marcela Soares; OLIVEIRA, Denis Renato de; GAMBÁ, Fabrício La. A história da auditoria e suas novas tendências: um enfoque sobre governança corporativa. Universidade de São Paulo.

QSP – Centro da Qualidade, Segurança e Produtividade. Matrizes de Riscos: aprimore suas análises de riscos. 2021. Disponível em: <<https://www.qsp.net.br/2021/01/matrizes-de-riscos-aprimore-suas.html>> Acesso em: 1 fev. 2025.

SÁ, Mateus Passador Bittencourt de. Lei de Benford e Regras de Associação no Power BI: Ferramentas Estatísticas Aplicadas à Auditoria. 2020. Trabalho de Conclusão de Curso (Graduação em Estatística) – Universidade Federal da Paraíba, Centro de Ciências Exatas e da Natureza, Departamento de Estatística, João Pessoa, 2020.

SANTOS, J.; RIBEIRO, M. Gestão de Riscos e Controles Internos. São Paulo: Atlas, 2019.

SAWYER, L. B. Sawyer's Internal Auditing: The Practice of Modern Internal Auditing. 5. ed. Florida: The Institute of Internal Auditors, 2003.

SCHWAB, K. The Fourth Industrial Revolution. Nova York: Crown Business, 2016.

SECRETARIA DE ESTADO DE PLANEJAMENTO, ORÇAMENTO E GESTÃO DO DISTRITO FEDERAL. Conceitos – Gestão de Riscos. Disponível em: <<https://www.gestaoderiscos.cg.df.gov.br/index.php/conceitos/>> Acesso em: 1 fev. 2025.

SILVA, R.; OLIVEIRA, P. Governança Corporativa e Análise de Riscos. Belo Horizonte: Editora UFMG, 2021.

SOARES, Jhonata. Mineração e análise de padrões para detecção de fraudes, em uma empresa de distribuição de pneus no Brasil. 2023. Monografia. Universidade de São Paulo, Especialista em Data Science and Analytics, São Paulo.

TRIBUNAL DE CONTAS DA UNIÃO (TCU). Referencial Básico de Governança Aplicável a Órgãos e Entidades da Administração Pública. Brasília: TCU, 2018a.

TRICKER, Bob. Corporate Governance: Principles, Policies, and Practices. 3. ed. Oxford: Oxford University Press, 2015.

TURING, Alan M. Computing machinery and intelligence. Mind, v. 59, n. 236, p. 433-460, 1950.

VANZOLINI. Papel do auditor. Disponível em: <<https://vanzolini.org.br/blog/papel-do-auditor/>> Acesso em: 1 fev. 2025.

VHG CONSULTORIA. COSO 2013 - Parte 3. 2025. Disponível em: <<https://www.vhgconsulting.com/coso-2013-articulo-parte-3>> Acesso em: 6 fev. 2025.

VIEIRA, James Batista; BARRETO, Rodrigo Tavares de Souza. Governança, Gestão de Riscos e Integridade. Brasília: Enap – Escola Nacional de Administração Pública, 2019.

APÊNDICE A – APÊNDICE A - SQL PARA EXTRAÇÃO DE ESTORNO DE TÍTULOS COMPENSADO

```

1  SELECT DISTINCT
2  | SD.BUKRS as Empresa,
3  | SD.KUNNR as ID_Externo,
4  | CLI.NAME1 as Cliente,
5  | SD.BUDAT as Data_Lcto,
6  | SD.AUGDT as Data_Compensacao,
7  | SD.AUGBL as Doc_Compensacao,
8  | SD.BLART as Tipo_Documento,
9  | CASE
10 |   WHEN SD.SHKZG = 'S' THEN 'Débito'
11 |   WHEN SD.SHKZG = 'H' THEN 'Crédito'
12 |   ELSE 'Não Identificado'
13 | END Debito_Credito,
14 | SD.SAKNR as Conta_Contabil,
15 | FAT.USNAM as Usuario,
16 | SD.XBLNR as Referencia,
17 | SD.BUZEI as Parcela,
18 | SD.DMBTR as Montante
19 FROM
20 | `production-servers-magnumtires.prdmgm_sap_cdc_processed.bsad` as SD
21 INNER JOIN
22 | `production-servers-magnumtires.prdmgm_sap_cdc_processed.bkpf` as FAT ON
23 | SD.BUKRS = FAT.BUKRS
24 | AND SD.GJAHR = FAT.GJAHR
25 | AND SD.BELNR = FAT.BELNR
26 INNER JOIN
27 | `production-servers-magnumtires.prdmgm_sap_cdc_processed.kna1` as CLI
28 | ON SD.MANDT = CLI.MANDT
29 | AND SD.KUNNR = CLI.KUNNR
30 WHERE
31 | SD.KUNNR > '1000000000'
32 | AND SD.AUGDT BETWEEN '2024-01-01' AND '2024-12-31'
33 | AND SD.BLART = 'ES'
34 | AND FAT.USNAM <> 'JOB_USER'
35 ORDER BY
36 | CLI.NAME1

```

APÊNDICE B – RESULTADOS OBTIDOS A PARTIR DA EXECUÇÃO DA QUERY

Linha	Empresa	ID_Externo	Data_Lcto	Data_Compensacao	Doc_Compensacao	Tipo_Documento	Debito_Credito	Conta_Cont	Usuario	Referencia	Parcela	Montante
1	2000	1000000064	2024-12-12	2024-12-12	9120055402	ES	Débito	1010201001		C6_1212	002	17900
2	2000	1000000064	2024-12-12	2024-12-12	9120055402	ES	Crédito	1010201001		C6_1212	001	17900
3	2000	1000000064	2024-12-12	2024-12-12	9120064811	ES	Débito	1010201001		000015686-008	001	2983.21
4	2000	1000000064	2024-12-12	2024-12-12	9120064814	ES	Débito	1010201001		000015686-008	001	2983.95
5	2000	1000000064	2024-12-12	2024-12-12	9120064813	ES	Débito	1010201001		000015686-008	001	2983.21
6	2000	1000000064	2024-12-12	2024-12-12	9120064810	ES	Débito	1010201001		000015686-008	001	2983.21
7	2000	1000000064	2024-12-12	2024-12-12	9120064812	ES	Débito	1010201001		000015686-008	001	2983.21
8	2000	1000000064	2024-12-12	2024-12-12	9120064809	ES	Débito	1010201001		000015686-008	001	2983.21
9	2500	1000000270	2024-04-02	2024-04-02	9120002765	ES	Débito	1010201001		RT 0204 DAYC NAC	002	5218
10	2000	1000000510	2024-12-06	2024-12-06	9120056040	ES	Débito	1010201001		000018871-008	001	665.7
11	2000	1000000510	2024-12-12	2024-12-12	9120063792	ES	Débito	1010201001		000018996-008	001	603.5
12	2000	1000000510	2024-12-12	2024-12-12	9120055402	ES	Débito	1010201001		C6_1212	004	3017.52
13	2000	1000000510	2024-12-12	2024-12-12	9120063790	ES	Débito	1010201001		000018996-008	001	603.5
14	2000	1000000510	2024-12-06	2024-12-06	9120056039	ES	Débito	1010201001		000018871-008	001	665.7
15	2000	1000000510	2024-12-12	2024-12-12	9120063791	ES	Débito	1010201001		000018996-008	001	603.5
16	2000	1000000510	2024-12-12	2024-12-12	9120063793	ES	Débito	1010201001		000018996-008	001	603.52
17	2000	1000000510	2024-12-06	2024-12-06	9120055449	ES	Crédito	1010201001		C6_0612	001	2662.8
18	2000	1000000510	2024-12-06	2024-12-06	9120056041	ES	Débito	1010201001		000018871-008	001	665.7
19	2000	1000000510	2024-12-06	2024-12-06	9120056042	ES	Débito	1010201001		000018871-008	001	665.7

APÊNDICE C - PYTHON PARA APLICAÇÃO GRÁFICA DA LEI DE BENFORD

```

Lei de Benford_Estornos_TCC.py X
C: > Users > mhmelo > Lei de Benford_Estornos_TCC.py > ...
1 import pandas as pd
2 import matplotlib.pyplot as plt
3 import numpy as np
4
5 # Função para extrair o primeiro dígito de um número
6 def primeiro_digito(valor):
7     return int(str(abs(valor))[0])
8
9 # Função para aplicar a Lei de Benford
10 def lei_de_benford(dados):
11     digitos = dados[dados > 0].apply(primeiro_digito)
12     frequencia_observada = digitos.value_counts(normalize=True).sort_index()
13
14     # Garante que todos os dígitos de 1 a 9 estejam presentes, preenchendo com 0 onde necessário
15     todos_digitos = pd.Series(0, index=range(1, 10))
16     frequencia_observada = todos_digitos.add(frequencia_observada, fill_value=0)
17
18     return frequencia_observada
19
20 # Função para calcular a distribuição esperada pela Lei de Benford
21 def benford_esperado():
22     return np.array([np.log10(1 + 1/d) for d in range(1, 10)])
23
24 # Leitura dos dados da planilha
25 caminho_planilha = r'G:\Meu Drive\UFPE\Cadeiras\TCC\Relatórios\tcc_estorno_titulo_compensados.xlsx'
26 dados = pd.read_excel(caminho_planilha)
27
28 # Verifica as colunas da planilha
29 print("Colunas disponíveis na planilha:", dados.columns)
30 print("\nPrimeiras linhas da planilha:\n", dados.head())
31
32 # Nome correto da coluna com os valores de estornos
33 coluna_estornos = 'Montante'
34
35 # Verifica se a coluna existe no DataFrame
36 if coluna_estornos not in dados.columns:
37     raise KeyError(f"A coluna '{coluna_estornos}' não foi encontrada na planilha. Verifique o nome da coluna.")
38
39 # Aplica a Lei de Benford
40 frequencia_observada = lei_de_benford(dados[coluna_estornos]).reindex(range(1, 10), fill_value=0)
41
42
43 # Calcula a distribuição esperada
44 benford_esperado_dist = benford_esperado()
45

```

APÊNDICE D - PYTHON PARA APLICAÇÃO GRÁFICA POR QUANTIDADE

```
C: > Users > mhmel0 > Análise_Concentração_TCC > ...
1  import pandas as pd
2  import matplotlib.pyplot as plt
3
4  # Carregar o arquivo Excel
5  df = pd.read_excel(r'G:\Meu Drive\UFPE\Cadeiras\TCC\Relatórios\tcc_estorno_titulo_compensados.xlsx')
6
7  # Agrupar por usuário e contar o número de estornos
8  estornos_por_usuario = df.groupby('Usuario').size().reset_index(name='TotalEstornos')
9
10 # Ordenar os usuários pelo número de estornos em ordem decrescente
11 estornos_por_usuario = estornos_por_usuario.sort_values(by='TotalEstornos', ascending=False)
12
13 # Selecionar os TOP 5 usuários com mais estornos
14 top_5_usuarios = estornos_por_usuario.head(5)
15
16 # Criar o gráfico de barras horizontais
17 plt.figure(figsize=(10, 6))
18 bars = plt.barh(top_5_usuarios['Usuario'], top_5_usuarios['TotalEstornos'], color='darkblue')
19
20 # Adicionar os valores dentro das barras
21 for bar, valor in zip(bars, top_5_usuarios['TotalEstornos']):
22     plt.text(bar.get_width() / 2, bar.get_y() + bar.get_height() / 2,
23             str(valor), ha='center', va='center', color='white', fontsize=12, fontweight='bold')
24
25 # Configurações do gráfico
26 plt.xlabel('Total de Estornos')
27 plt.ylabel('Usuário')
28 plt.title('TOP 5 Usuários com Maiores Estornos em 2024')
29 plt.gca().invert_yaxis() # Inverter o eixo Y para o maior valor ficar no topo
30 plt.show()
```

APÊNDICE E - PYTHON PARA APLICAÇÃO GRÁFICA POR VALOR

```

C: > Users > mhmelio > Análise_Concentração_Montante_TCC.py > ...
1  import pandas as pd
2  import matplotlib.pyplot as plt
3
4  # Carregar o arquivo Excel
5  df = pd.read_excel(r'G:\Meu Drive\UFPE\Cadeiras\TCC\Relatórios\tcc_estorno_titulo_compensados.xlsx')
6
7  # Agrupar por usuário e somar o valor total dos estornos
8  estornos_por_usuario = df.groupby('Usuario')['Montante'].sum().reset_index(name='TotalEstornos')
9
10 # Calcular o total geral de estornos
11 total_estornos = estornos_por_usuario['TotalEstornos'].sum()
12
13 # Calcular a porcentagem de contribuição de cada usuário
14 estornos_por_usuario['Porcentagem'] = (estornos_por_usuario['TotalEstornos'] / total_estornos) * 100
15
16 # Ordenar os usuários pelo valor total de estornos em ordem decrescente
17 estornos_por_usuario = estornos_por_usuario.sort_values(by='TotalEstornos', ascending=False)
18
19 # Selecionar os TOP 5 usuários com maiores valores de estornos
20 top_5_usuarios = estornos_por_usuario.head(5)
21
22 # Criar o gráfico de barras horizontais
23 plt.figure(figsize=(10, 6))
24 bars = plt.barh(top_5_usuarios['Usuario'], top_5_usuarios['TotalEstornos'], color='darkblue')
25
26 # Adicionar os valores e porcentagens dentro das barras
27 for bar, valor, porcentagem in zip(bars, top_5_usuarios['TotalEstornos'], top_5_usuarios['Porcentagem']):
28     plt.text(bar.get_width() / 2, bar.get_y() + bar.get_height() / 2,
29             f'R$ {valor:.2f}\n({porcentagem:.2f}%)',
30             ha='center', va='center', color='white', fontsize=10, fontweight='bold')
31
32 # Configurações do gráfico
33 plt.xlabel('Total de Estornos (R$)')
34 plt.ylabel('Usuário')
35 plt.title('TOP 5 Usuários com Maiores Valores de Estornos em 2024 (Método de Montante)')
36 plt.gca().invert_yaxis() # Inverter o eixo Y para o maior valor ficar no topo
37 plt.show()
38
39 # Exibir a tabela com os dados consolidados
40 print("Tabela de Concentração de Estornos:")
41 print(top_5_usuarios)

```

APÊNDICE F - PYTHON PARA APLICAÇÃO GRÁFICA DE SÉRIES TEMPORAIS

```
C:\Users> mihneia > Analise_Series_Temporais_TCC.py > ...
1 import pandas as pd
2 import matplotlib.pyplot as plt
3
4 # Carregar o arquivo Excel
5 df = pd.read_excel(r'G:\Meu Drive\UFPE\Cadeiras\TCC\Relat6rios\tcc_estorno_titulo_compensados.xlsx')
6
7 # Certificar-se de que a coluna 'Mes_Ano' est6 no formato de data
8 df['Mes_Ano'] = pd.to_datetime(df['Mes_Ano'], format='%m/%Y')
9
10 # Agrupar por m6s e somar o valor total dos estornos
11 estornos_por_mes = df.groupby('Mes_Ano')['Montante'].sum().reset_index()
12
13 # Ordenar os dados por m6s
14 estornos_por_mes = estornos_por_mes.sort_values(by='Mes_Ano')
15
16 # Configura6es do gr6fico de linha
17 plt.figure(figsize=(12, 6))
18 plt.plot(estornos_por_mes['Mes_Ano'], estornos_por_mes['Montante'], marker='o', linestyle='--', color='b', label='Estornos por M6s')
19
20 # Adicionar r6tulos e t6tulo
21 plt.xlabel('M6s/Ano')
22 plt.ylabel('Valor Total dos Estornos (R$)')
23 plt.title('Varia66o dos Estornos de T6tulos por M6s')
24 plt.xticks(rotation=45) # Rotacionar os r6tulos do eixo X para melhor visualiza66o
25 plt.grid(True, linestyle='--', alpha=0.7) # Adicionar grid para facilitar a leitura
26 plt.legend()
27
28 # Formatar o eixo X para exibir datas no formato 'MM/YYYY'
29 plt.gca().xaxis.set_major_formatter(plt.matplotlib.dates.DateFormatter('%m/%Y'))
30
31 # Ajustar layout para evitar cortes nos r6tulos
32 plt.tight_layout()
33
34 # Exibir o gr6fico
35 plt.show()
36
37 # Exibir a tabela com os dados consolidados
38 print("Tabela de Estornos por M6s:")
39 print(estornos_por_mes)
```