



**UNIVERSIDADE FEDERAL DO CEARÁ**  
**FACULDADE DE ECONOMIA, ADMINISTRAÇÃO, ATUÁRIA, CONTABILIDADE**  
**E SECRETARIADO - FEAAC**  
**PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ADMINISTRAÇÃO E**  
**CONTROLADORIA**  
**MESTRADO PROFISSIONAL EM ADMINISTRAÇÃO E CONTROLADORIA**

**TIBÉRIO CESAR JOCUNDO LOUREIRO**

**INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL GENERATIVA NA AUDITORIA**  
**GOVERNAMENTAL: ESTUDO DE CASO DO *ChatTCU* NO TRIBUNAL DE**  
**CONTAS DA UNIÃO**

**FORTALEZA**

**2025**

TIBÉRIO CESAR JOCUNDO LOUREIRO

INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL GENERATIVA NA AUDITORIA GOVERNAMENTAL:  
ESTUDO DE CASO DO *ChatTCU* NO TRIBUNAL DE CONTAS DA UNIÃO

Dissertação submetida à Coordenação do Curso de Mestrado Profissional em Administração e Controladoria da Universidade Federal do Ceará, como requisito para a obtenção do grau de mestre em Administração e Controladoria.

Orientadora: Prof. Dr. Roberto Sérgio do Nascimento

FORTALEZA

2025

TIBÉRIO CESAR JOCUNDO LOUREIRO

INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL GENERATIVA NA AUDITORIA GOVERNAMENTAL:  
ESTUDO DE CASO DO *ChatTCU* NO TRIBUNAL DE CONTAS DA UNIÃO

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Administração e Controladoria submetida da Universidade Federal do Ceará, como requisito para a obtenção do título de grau de Mestre em Administração e Controladoria. Área de concentração: Controladoria, Contabilidade e Finanças.

Aprovado em: \_\_\_/\_\_\_/\_\_\_

BANCA EXAMINADORA

---

Prof. Dr. Roberto Sérgio do Nascimento (Orientador)  
Universidade Federal do Ceará (UFC)

---

Profa. Dra. Denise Maria Moreira Chagas Corrêa Universidade Federal do Ceará (UFC)

---

Prof. Dr. Alexandro Barbosa  
Universidade Federal do Rio Grande do Norte (UFRN)

## AGRADECIMENTOS

Agradeço, em primeiro lugar, à minha esposa Milene, pelo incentivo constante, pela paciência e pela presença firme em cada etapa deste caminho. Seu apoio foi decisivo para que eu mantivesse a motivação e a serenidade necessárias para concluir este trabalho.

Ao meu filho Petrus, doutorando em Psicologia pela UFMG, deixo meu reconhecimento e minha admiração. Sua trajetória acadêmica e sua dedicação são fonte diária de inspiração, lembrando-me do valor do estudo, da disciplina e da curiosidade intelectual.

À minha filha Isabelle, meu agradecimento especial pelo exemplo de perseverança e determinação que demonstrou até ser aprovada em Medicina. Sua força e constância reforçam, para mim, que a persistência transforma objetivos em conquistas.

À minha mãe, expresso minha gratidão por toda luta para que eu tivesse uma educação de qualidade. Seu cuidado e seu esforço moldaram as bases que tornaram possível chegar até aqui. Ao meu pai, agradeço pelo exemplo de amor à família, pelos valores transmitidos e pela forma como sempre priorizou a união e o bem-estar de todos nós.

Aos meus colegas de turma, agradeço pela parceria ao longo dessa jornada, pelas risadas que tornaram o caminho mais leve e pelo incentivo nos momentos mais desafiadores. A convivência, as trocas e o apoio mútuo fizeram diferença, e levo comigo a certeza de que caminhar acompanhado torna toda conquista ainda mais significativa.

Ao Tribunal de Contas da União (TCU), registro meu agradecimento por acreditar neste projeto e por financiar parte dos custos do mestrado, contribuindo para que esta formação se concretizasse e para que seus resultados possam reverter em benefícios à instituição e ao controle externo.

Por fim, agradeço ao meu orientador, pela confiança depositada em mim e, sobretudo, pela independência que me concedeu ao longo do trabalho, permitindo que eu conduzisse esta pesquisa com autonomia, responsabilidade e maturidade acadêmica.

## RESUMO

A transformação digital no setor público tem impulsionado a adoção de tecnologias emergentes com o objetivo de possibilitar maior eficiência e transparência na gestão pública. Nesse contexto, a Inteligência Artificial Generativa (IAg) surge como uma tecnologia com potencial para otimizar processos complexos, incluindo a auditoria governamental. A presente pesquisa teve por objetivo principal investigar os fatores que influenciam a aceitação da solução de IAg *ChatTCU* pelos auditores do Tribunal de Contas da União, tendo como base teórica a Teoria Unificada de Aceitação e Uso de Tecnologia (UTAUT) e avaliando os seguintes preditores: expectativa de desempenho, expectativa de esforço, Influência Social, condições facilitadoras, confiança e atratividade de alternativas. O *ChatTCU* é um assistente virtual baseado em IAg para auxiliar os auditores em procedimentos de auditoria e na instrução de processos. No entanto, a efetiva incorporação dessa tecnologia na atividade de auditoria governamental depende da sua aceitação pelos auditores, o que motivou esta pesquisa. A metodologia adotada utilizou uma abordagem quantitativa e descritiva, com aplicação de *survey* estruturado aos auditores do TCU lotados na sede do órgão e nas unidades regionais. Os dados coletados foram analisados utilizando-se as técnicas de análise fatorial exploratória, regressão linear múltipla com Bootstrapping e o modelo linear geral (GLM). Os resultados evidenciaram que expectativa de desempenho e confiança são os fatores que influenciam de forma mais acentuada a intenção dos auditores em utilizar o *ChatTCU*, enquanto os fatores sociais e a atratividade de alternativas também influenciam positivamente, de forma mais moderada. As conclusões da pesquisa permitem que o TCU e demais tribunais de contas que também utilizam a solução *ChatTCU* possam melhor direcionar os seus esforços e estratégias que busquem ampliar a aceitação das tecnologias de IA na organização.

**Palavras-chave:** auditoria governamental; inteligência artificial generativa; UTAUT; aceitação de tecnologia.

## ABSTRACT

Digital transformation in the public sector has driven the adoption of emerging technologies to enable greater efficiency and transparency in public management. In this context, Generative Artificial Intelligence emerges as a technology with the potential to optimize complex processes, including government auditing. This research aimed to investigate the factors influencing the acceptance of the *ChatTCU* solution by auditors of the Brazilian Federal Court of Accounts (TCU), based on the application of the Unified Theory of Technology Acceptance and Use (UTAUT), evaluating the following predictors: performance expectancy, effort expectancy, social influence, enabling conditions, trust and attractiveness of alternatives. *ChatTCU* is a virtual assistant based on generative AI to assist auditors in audit procedures and process preparation. However, the effective incorporation of this technology into government auditing activities depends on its acceptance by auditors, which motivated this research. The methodology adopted used a quantitative and descriptive approach, applying a structured survey to TCU auditors located at the agency's headquarters and regional units. The collected data were analyzed using exploratory factor analysis, multiple linear regression with bootstrapping, and the general linear model (GLM). The results showed that performance expectancy and trust are the factors that most strongly influence auditors' intention to use *ChatTCU*, while social factors and attractiveness of alternatives also have a positive influence, albeit more moderately. The research findings allow the TCU and other courts of accounts that also use the *ChatTCU* solution to better direct their efforts and strategies to expand the acceptance of AI technologies within the organization.

**Keywords:** government auditing; generative artificial intelligence; UTAUT; technology acceptance.

## LISTA DE FIGURAS

Figura 1 - Camadas da Inteligência Artificial .....	21
Figura 2 – Rede neural artificial .....	22
Figura 3 - Aprendizado profundo .....	23
Figura 4 - Geração de modelos LLMs.....	24
Figura 5 – Modelo TAM .....	33
Figura 6 – Modelo UTAUT.....	35
Figura 7 - Modelo UTAUT adaptado para a pesquisa.....	45
Figura 8 – Regressões lineares múltiplas avaliadas na pesquisa.....	52
Figura 9 - Gênero dos respondentes (N=349) .....	53
Figura 10 - Idade dos respondentes .....	54
Figura 11 - Tempo de experiência na atividade de Controle Externo.....	54
Figura 12 – Influência do moderador Gênero x fatores sociais.....	66
Figura 13 - Construtos significativos, hip. não rejeitadas e coef. de regressão.....	68

## LISTA DE QUADROS

Quadro 1 - Categorias de auditoria governamental .....	17
Quadro 2 - Definições de IA .....	20
Quadro 3 - Soluções de IA generativa nos tribunais de contas brasileiros.....	28
Quadro 4 - Trabalhos empíricos – modelo UTAUT e auditoria.....	37
Quadro 5 - Modelo UTAUT e inteligência artificial.....	38
Quadro 6 - Modelo UTAUT, IA e auditoria.....	39
Quadro 7 - Questionário .....	49

## LISTA DE TABELAS

Tabela 1 – expectativa de desempenho – Perfil das Respostas .....	55
Tabela 2 - expectativa de esforço - Perfil das respostas .....	55
Tabela 3 – fatores sociais – Perfil das respostas.....	56
Tabela 4 - condições facilitadoras – Perfil das respostas .....	57
Tabela 5 - confiança – Perfil das respostas.....	57
Tabela 6 - Atratividade de alternativa – Perfil das respostas .....	58
Tabela 7 - Testes de adequação da amostra e pressupostos da 1ª AFE. ....	59
Tabela 8 – 1ª AFE.....	59
Tabela 9 - Testes de adequação da amostra e pressupostos da 2ª AFE. ....	60
Tabela 10 – 2ª AFE.....	60
Tabela 11 - Testes de normalidade .....	61
Tabela 12 - Estatísticas de ajuste da 1ª regressão linear múltipla .....	62
Tabela 13 - Coeficientes - 1ª regressão linear múltipla - Intenção Comportamental (IC) .....	62
Tabela 14 - Avaliação das hipóteses referentes à primeira regressão linear múltipla.....	63
Tabela 15 - Estatísticas de ajuste do modelo regressão linear múltipla – 2ª regressão .....	63
Tabela 16 - Coeficientes da 2ª regressão linear múltipla - Comportamento de Uso (USO) ...	64
Tabela 17 - Avaliação das hipóteses referentes à segunda regressão linear múltipla .....	64
Tabela 18 - General linear model (GLM) para a variável Intenção Comportamental .....	65

## LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

- ABNT – Associação Brasileira de Normas Técnicas
- AFE – Análise Fatorial Exploratória
- AVE – Variância Média Extraída (*Average Variance Extracted*)
- CAAT - *Computer Assisted Auditing Techniques*
- EBIA – Estratégia Brasileira de Inteligência Artificial
- GLM – *General Linear Model*
- IA – Inteligência Artificial
- IRB – Instituto Rio Branco
- ISC – Instituição Superior de Controle
- INTOSAI – *International Organization of Supreme Audit Institutions*
- ISSAI – *International Standards of the Superior Auditing Institutions*
- KMO – Kaiser-Meyer-Olkin
- LLM – *Large Language Model*
- MCTI – Ministério da Ciência, Tecnologia e Inovação
- NBR – Norma Brasileira Registrada
- OCDE – Organização para a Cooperação e Desenvolvimento Econômico
- PBIA – Plano Nacional de Inteligência Artificial
- SEAUD – Secretaria de Auditoria de Tecnologia da Informação (TCU)
- Segecex – Secretaria-Geral de Controle Externo (TCU)
- SPSS – Statistical Package for the Social Sciences
- TAM – *Technology Acceptance Model*
- TCE – Tribunal de Contas Estadual
- TCU – Tribunal de Contas da União
- UTAUT – *Unified Theory of Acceptance and Use of Technology*
- VAN – *Value-based Adoption Model*
- VIF – Variance Inflation Factor (Fator de Inflação da Variância)

## SUMÁRIO

### Sumário

<b>1 INTRODUÇÃO</b>	<b>9</b>
<b>2 REVISÃO DE LITERATURA</b>	<b>14</b>
<b>2.1 Auditoria Governamental</b>	<b>14</b>
<b>2.2 Inteligência Artificial (IA)</b>	<b>19</b>
<i>2.2.1 Inteligência Artificial Generativa</i>	<i>23</i>
<b>2.3 Inteligência Artificial e Auditoria</b>	<b>26</b>
<b>2.4 Aceitação de Tecnologia</b>	<b>30</b>
<i>2.4.1 Technology Acceptance Model (TAM)</i>	<i>32</i>
<i>2.4.2 Unified Theory of Acceptance and Use of Technology (UTAUT)</i>	<i>33</i>
<i>2.4.3 Trabalhos anteriores</i>	<i>36</i>
<i>2.4.4 Modelo UTAUT adaptado para a pesquisa</i>	<i>40</i>
<b>3 METODOLOGIA</b>	<b>47</b>
<b>3.1 Tipologia da pesquisa</b>	<b>47</b>
<b>3.2 População e amostra</b>	<b>47</b>
<b>3.3 Coleta de dados</b>	<b>48</b>
<b>3.4 Procedimentos estatísticos utilizados</b>	<b>50</b>
<b>4 ANÁLISE E DISCUSSÃO DOS RESULTADOS</b>	<b>53</b>
<b>4.1 Análise dos dados</b>	<b>53</b>
<i>4.1.1 Análise descritiva dos dados</i>	<i>53</i>
<i>4.1.2 Análise fatorial exploratória</i>	<i>59</i>
<i>4.1.3 Regressões lineares múltiplas</i>	<i>61</i>
<i>4.1.4 General Linear Model (GLM)</i>	<i>65</i>
<b>4.2 Discussão dos resultados</b>	<b>67</b>
<i>4.2.1 expectativa de desempenho como principal preditor da intenção de uso</i>	<i>69</i>
<i>4.2.3 confiança é o segundo fator mais influente na intenção de uso do ChatTCU</i>	<i>70</i>
<i>4.2.4 Outros fatores que têm menor impacto na intenção de usar o ChatTCU</i>	<i>71</i>
<i>4.2.5 Fatores que não influem na intenção de usar o ChatTCU</i>	<i>72</i>
<i>4.2.6 Uso efetivo do ChatTCU</i>	<i>73</i>

<b>CONSIDERAÇÕES FINAIS.....</b>	<b>76</b>
<b>REFERÊNCIAS .....</b>	<b>80</b>

## 1 INTRODUÇÃO

O processo de transformação digital do setor público se expandiu na última década motivado, entre outros fatores, pela demanda da sociedade por serviços públicos mais eficientes e transparentes. Governos de diferentes países já implementaram estratégias de modernização administrativa com a utilização tanto de tecnologias tradicionais quanto emergentes, como por exemplo, as plataformas de dados abertos, da computação em nuvem e da automação na prestação de serviços públicos.

A transformação digital no setor público também objetiva a diminuição das assimetrias de informação entre o Estado e os cidadãos (OCDE, 2019). Nesse processo, a auditoria governamental tem um papel relevante para o controle social e o aperfeiçoamento da gestão pública quando busca diminuir as assimetrias de informação entre organizações públicas e sociedade, e aumentar a transparência e a *accountability* do Estado (Jensen; Meckling, 1976; King, 2023). Ao examinar a legalidade, a legitimidade, a economicidade e a eficiência da aplicação de recursos públicos (Brasil, 1988, Art. 78), a auditoria governamental fornece evidências objetivas que fundamentam decisões parlamentares, judiciais e administrativas, contribuindo para o aumento da confiança nas instituições (Ribeiro; Coelho, 2023; Peter; Machado, 2014).

Nesse sentido, a *International Organization of Supreme Audit Institutions* – INTOSAI, um fórum global que promove cooperação, normas e intercâmbio de boas práticas entre as instituições superiores de auditoria pública, reconhece que a atividade de auditoria governamental é uma função indispensável à boa governança, e elabora princípios que orientam a atuação de instituições superiores de controle (ISCs) em todo o mundo (INTOSAI, 2025). A importância desse controle torna-se maior diante da crescente complexidade dos programas governamentais, da digitalização de processos e da pressão por resultados em políticas públicas (Ao, 2021).

Para manter sua credibilidade, as instituições de auditoria governamental precisam não apenas dominar técnicas tradicionais, mas também incorporar competências em tecnologias como análise de dados, inteligência artificial (IA) e governança algorítmica, conforme informa a INTOSAI ao orientar a formação contínua dos auditores (INTOSAI, 2019).

Conforme Manita *et al.* (2020), a convergência entre IA e auditoria representa um movimento promissor e desafiador no processo de transformação digital do setor público. Em auditorias governamentais, a análise preditiva de bases contábeis, o cruzamento de registros de compras públicas e a auditoria contínua de sistemas integrados de gestão reduzem custos

operacionais e antecipam indícios de irregularidades, potencializando o valor agregado aos cidadãos (Antwi et al., 2024; Lidiana, 2024).

Nesse cenário, a inteligência artificial vem evoluindo de sistemas preditivos baseados em aprendizado de máquina para modelos de IA generativa capazes de criar textos, imagens e códigos com qualidade semelhante às produzidas pelos humanos. As ferramentas de IA generativa, que são em sua maioria baseadas na tecnologia denominada *Large Language Models* (LLMs) (Grandes Modelos de Linguagem), são uma evolução na capacidade de compreensão e síntese de linguagem natural, o que permite o desenvolvimento de aplicações que criam conteúdos inéditos (Sengar et al., 2024). Os softwares ChatGPT e Gemini, das empresas Open.AI e Google, respectivamente, são exemplos de soluções de IA generativa baseada em LLMs.

No Brasil, a agenda governamental sobre inteligência artificial teve início com a publicação da Estratégia Brasileira de Inteligência Artificial (EBIA), instituída pela Portaria nº4.979/2021, do Ministério da Ciência, Tecnologia e Inovações (Brasil, 2021). A EBIA apresentou diretrizes gerais para o fomento à pesquisa, ao desenvolvimento e à aplicação ética da inteligência artificial no país e foi organizada em eixos como governança, legislação, regulação, educação, inovação e uso no setor produtivo.

Posteriormente, em 2022, o governo avançou para um instrumento de aspecto mais operacional, o Plano Brasileiro de Inteligência Artificial (PBIA), que detalhou as iniciativas previstas na EBIA e definiu ações específicas, metas e mecanismos de acompanhamento (Brasil, 2024). O PBIA evidencia a evolução da política nacional de IA, ao passar de um documento estratégico para um plano voltado à implementação prática, tornando a IA elemento central na agenda de transformação digital e inovação dos setores público e privado no Brasil.

No contexto da auditoria governamental brasileira, tem-se um exemplo da tendência do desenvolvimento de soluções de IA generativa: o *ChatTCU*, assistente virtual baseado em LLM desenvolvido pelo Tribunal de Contas da União (TCU) em 2023 e que teve, por meio de convênios, seu código cedido a mais de 130 outros órgãos públicos a partir de 2024 (TCU, 2025). Entre esses órgãos, cita-se o Ministério da Gestão e da Inovação em Serviços Públicos e os tribunais de contas dos estados do Acre e Ceará.

No ambiente tecnológico do TCU, o *ChatTCU* é integrado à aplicação *Microsoft Teams* e ao sistema de gerenciamento de processos eletrônicos, o e-TCU, permitindo que os auditores daquele tribunal de contas realizem consultas utilizando linguagem natural a processos administrativos, resumam documentos extensos e redijam textos, configurando-se como ferramenta apta a otimizar a atuação fiscalizatória (Costa; Barros, 2020). Além da

iniciativa relatada, levantamento recente aponta que 60 % dos tribunais de contas brasileiros já empregam alguma forma de IA e 45 % planejam expandir o uso de IA nos próximos anos (IRB, 2024).

Contudo, a utilização da IA em auditoria apresenta riscos e desafios. Várias soluções de IA, e em especial as soluções de IA generativa, comportam-se como “caixas-pretas”, o que dificulta a explicabilidade dos critérios que utiliza para tomar decisões e a rastreabilidade das conclusões que são apresentadas aos usuários (Kokina *et al.*, 2024).

Outra questão relevante é que bases de dados enviesadas ou desatualizadas podem reproduzir desigualdades ou direcionar auditorias de modo injusto (OCDE, 2019). Além disso, questões de privacidade, persistência e reutilização de dados tornam-se mais relevantes à medida que sistemas aprendem continuamente utilizando informações sensíveis (Tucker, 2018). Soma-se a isso a “aversão algorítmica”, fenômeno definido por Dietvorst, Simmons e Massey (2015), pelo qual auditores tendem a confiar mais em julgamentos humanos do que em recomendações geradas por máquinas, mesmo quando a qualidade técnica é equivalente.

Assim, embora a IA aumente a capacidade de identificação de irregularidades e a celeridade das auditorias, sua incorporação efetiva depende de estratégias que mitiguem vieses, assegurem transparência e fortaleçam sua aceitação pelos profissionais. Tais condições tornam-se indispensáveis para que o potencial transformador dessa tecnologia se converta em ganhos concretos de integridade e eficiência na gestão pública (Murikah; Nthenge; Musyoka, 2024).

No campo da auditoria, apesar do avanço das pesquisas sobre aceitação de tecnologias, em especial no que se refere às Técnicas de Auditoria Assistidas por Computador (*Computer Assisted Auditing Techniques* - CAATs), à *big data* e à automação de testes substantivos, os estudos que investigam a aceitação de soluções baseadas especificamente em IA generativa ainda são incomuns. Revisões bibliográficas recentes mostram a baixa ocorrência de artigos sobre auditoria e IA generativa publicados entre 2020 e 2024 (Kelly *et al.*, 2023; Jiang *et al.*, 2024).

O foco das pesquisas sobre uso da IA generativa na auditoria são demonstrações de protótipo ou análises técnicas, sem examinar as percepções dos auditores quanto à utilidade, facilidade de uso ou riscos associados a essa tecnologia (Manita *et al.*, 2020). Em estudo que buscou artigos sobre o tema produzidos no Brasil, não foram localizados trabalhos empíricos que analisassem a aceitação de tecnologias de IA generativa baseadas em *Large Language Models* (LLMs) em instituições superiores de controle.

Assim, entende-se relevante a necessidade de se investigar quais fatores influenciam a aceitação dos auditores governamentais em relação a ferramentas baseadas em LLMs. Para tanto, a presente pesquisa teve como base a Teoria Unificada de Aceitação e Uso de Tecnologias (*Unified Theory of Acceptance and Use of Technology – UTAUT*) proposta por Venkatesh *et al.* (2003).

O modelo UTAUT constitui uma das abordagens mais utilizadas na literatura recente para investigar a aceitação e o uso de tecnologias (Kelly; Kaye; Oviedo-Trespalacios, 2023). Ele se baseia em oito teorias anteriores e propõe que quatro construtos principais afetam a intenção comportamental dos usuários na aceitação e no uso de novas tecnologias: expectativa de desempenho, expectativa de esforço, fatores sociais e condições facilitadoras. Esses efeitos são ainda moderados por variáveis como idade, gênero, experiência e voluntariedade de uso (Venkatesh *et al.*, 2003).

Assim, o modelo UTAUT fornece a estrutura teórica original que orienta a presente investigação sobre como os auditores do TCU percebem e utilizam o *ChatTCU*. Conforme justificado adiante no capítulo Metodologia, a presente pesquisa acrescentou ao modelo UTAUT original os construtos confiança e atratividade de alternativas. A coleta de dados ocorreu por meio de um questionário estruturado, detalhado na seção Metodologia.

Diante do contexto apresentado sobre a importância do estudo da aceitação de tecnologias de IA generativa como ferramenta para auxiliar a atividade de auditoria governamental, este trabalho pretende responder à seguinte questão de pesquisa: Quais são os efeitos dos construtos constantes no modelo UTAUT na intenção comportamental de aceitação e uso do aplicativo *ChatTCU* por auditores do TCU?

O presente trabalho teve por objetivo geral investigar, por meio da aplicação de uma versão estendida do modelo UTAUT, que fatores influenciam a aceitação e uso da tecnologia de IA generativa *ChatTCU* por auditores do Tribunal de Contas da União. Como objetivos específicos, buscou-se:

- (i) Mensurar os construtos expectativa de desempenho, expectativa de esforço, influência social, condições facilitadoras, confiança e atratividade de alternativas no contexto do *ChatTCU*;
- (ii) Testar a relação desses construtos com a intenção de uso e o uso efetivo do *ChatTCU*;
- (iii) Avaliar como gênero, idade e experiência dos auditores do TCU podem moderar a aceitação do *ChatTCU*

Em relação à contribuição acadêmica desta pesquisa, tem-se a ampliação do estudo sobre a implementação de tecnologias emergentes na atividade de auditoria, em especial a IA generativa no contexto da auditoria governamental. O estudo busca atender a recomendações recentes para que sejam aprofundadas investigações sobre variáveis psicossociais que influenciam a adoção de LLMs (Jiang *et al.*, 2024; Kumari, 2024;). Nesse sentido, a presente trabalho inova ao acrescentar o construto atratividade de alternativas ao modelo original UTAUT.

A relevância do estudo é ressaltada pela baixa ocorrência de pesquisas em âmbito nacional que tratem da aceitação do uso de tecnologias de IA generativa no setor de auditoria governamental, apesar da ocorrência de várias soluções nesse contexto já disponibilizadas aos profissionais que atuam na área (IRB, 2024). Os resultados devem, portanto, enriquecer a literatura de Sistemas de Informação e de Controle Externo ao testar empiricamente um modelo teórico adaptado a um domínio onde transparência, explicabilidade e responsabilidade institucional são essenciais (OCDE, 2024; Venkatesh *et al.*, 2003).

Sob o ponto de vista prático e social, a pesquisa oferece subsídios diretos para o TCU, ao identificar barreiras e facilitadores da adoção da solução avaliada, definir ações orientadas de capacitação e mitigação de riscos. As conclusões podem também apoiar outros órgãos públicos que receberam ou receberão código-fonte da ferramenta, contribuindo para uma maior disseminação da IA generativa no setor público brasileiro, ao encontro das diretrizes do Plano Nacional de Inteligência Artificial (Brasil, 2021) e com os princípios de competência contínua previstos na ISSAI 150 (INTOSAI, 2019).

Ao fortalecer a utilização das tecnologias de IA generativa pelos auditores, espera-se também aumentar a efetividade do Controle Externo e, conseqüentemente, a transparência e a *accountability* na aplicação dos recursos públicos, gerando benefícios à sociedade.

A presente dissertação está sistematizada em seis capítulos. Além desta introdução, que compõe o primeiro capítulo, o segundo capítulo se refere à revisão de literatura, tratando sobre os temas auditoria governamental, sua relação com as tecnologias de IA e aspectos referentes à aceitação de novas tecnologias por usuários. Na sequência, o terceiro capítulo versa sobre a metodologia aplicada na coleta e análise dos dados. O quarto capítulo apresenta a análise e discussão dos dados coletados. Por fim, o quinto capítulo trata das considerações finais, das limitações ocorridas na execução na pesquisa e de propostas de pesquisas futuras para dar continuidade ao tema.

## 2 REVISÃO DE LITERATURA

Neste capítulo, serão abordados inicialmente no primeiro tópico aspectos gerais sobre auditoria governamental. O segundo tópico apresenta as tecnologias de Inteligência Artificial (IA) e Inteligência Artificial generativa. O tópico seguinte busca apresentar considerações sobre a utilização de soluções de IA na atividade de auditoria, com ênfase na auditoria governamental. Por fim, o último tópico trata da teoria referente à aceitação de tecnologia de forma geral, trazendo os dois modelos de aceitação de tecnologia mais utilizados, TAM e UTAUT, e apresentando a adaptação do modelo UTAUT utilizada nesta pesquisa.

### 2.1 Auditoria Governamental

Conforme Peter e Machado (2014), o termo “auditoria” tem origem no latim *audire*, que significa ouvir, provavelmente porque os administradores na antiguidade prestavam contas a seus superiores de forma oral. A atividade de auditoria teve início na antiguidade, conforme evidências encontradas na Índia entre os séculos XVI e VI a.C, na França medieval e no Império Romano (Pereira, 2021). Com o passar do tempo, ocorreram a estruturação e a formalização das técnicas de auditoria, com o objetivo principal de atender às necessidades de financiamento e prestação de contas surgidas em decorrência das grandes navegações e da Revolução Industrial, época na qual os tomadores de empréstimos precisavam comprovar a saúde financeira de suas instituições junto aos financiadores (Pereira, 2021).

Dessa forma, Ribeiro e Coelho (2003) definem, em sentido estrito, que a auditoria é uma técnica contábil que consiste em assegurar a exatidão e a veracidade dos dados presentes nas demonstrações contábeis de uma organização, por meio de avaliação rigorosa dos registros de contabilidade e dos documentos que deram origem a eles. A auditoria desempenha um papel essencial na diminuição da assimetria de informações, a qual ocorre quando há um desequilíbrio de conhecimento entre diferentes partes interessadas, como gestores e investidores (Jensen; Meckling, 1976). A auditoria é, assim, associada a uma maior transparência e responsabilidade nas instituições financeiras, melhorando a precisão dos relatórios financeiros e fortalecendo a confiança dos *stakeholders* (King; Mckennie, 2023)

Durante os séculos XX e XXI, a prática da auditoria fortaleceu-se para acompanhar o aumento da complexidade das operações financeiras das organizações, tanto públicas quanto privadas (Pereira, 2021). Dessa forma, a auditoria passou a ser empregada não apenas para assegurar a veracidade das informações apresentadas nas demonstrações contábeis, mas

também para garantir a precisão de outras informações. A auditoria passou a tratar da adequação e confiabilidade de diversos procedimentos, mesmo aqueles que não são diretamente relacionados à contabilidade (Ribeiro; Coelho, 2023).

A evolução das necessidades de asseguuração por parte das organizações e da sociedade motivaram a divisão da atividade de auditoria em categorias, dentre as quais surgiu a auditoria governamental ou pública. A auditoria governamental tem como principal objetivo apoiar a tomada de decisões na gestão das entidades públicas ao fornecer informações contábeis, orçamentárias, financeiras, patrimoniais e operacionais (Peter; Machado, 2014). Dessa forma, pode ser caracterizada como o exame efetuado nas entidades da administração pública direta e indireta, as quais atuam na execução das funções, programas, ações, processos, serviços e sistemas nas diferentes esferas de governo.

A auditoria governamental atua sobre a guarda e a aplicação de recursos públicos por outros responsáveis, considerando os aspectos contábeis, orçamentários, financeiros, econômicos, patrimoniais e operacionais, além de também atuar sobre a confiabilidade do sistema de controle interno dos órgãos (IRB, 2015). Para Mendes, Oleiro e Quintana (2008), a auditoria governamental tem como principal beneficiária a sociedade, pois busca garantir a correta aplicação dos recursos públicos e promover a transparência da gestão pública. Chacón (2015), por sua vez, destaca que, para desempenhar esse papel, a auditoria governamental precisa adotar uma postura proativa, produzindo relatórios fundamentados em evidências objetivas e de alta qualidade. Dessa forma, a auditoria governamental assegura maior confiabilidade dos resultados tanto para a administração pública quanto para a sociedade.

Conforme Peter e Machado (2014), a auditoria governamental é uma especialização voltada à Administração Pública, abrangendo as auditorias interna e externa sobre o patrimônio ou interesse público, e dividindo-se em: (i) Auditoria Tributária-Fiscal, que fiscaliza o patrimônio privado para corrigir obrigações tributárias; e (ii) Auditoria de Gestão Pública, que avalia a gestão estatal conforme os princípios de moralidade, publicidade, impessoalidade, legalidade e eficiência.

Já segundo Aragão (2014), a classificação da auditoria governamental pode ser entendida a partir de dois eixos principais. De um lado, tem-se a distinção entre auditoria governamental interna, exercida pelo próprio ente público por meio das instâncias de controle interno, e, do outro, a auditoria governamental externa, cujas atividades são realizadas pelos tribunais de contas no exercício de fiscalização.

A auditoria governamental externa é conduzida, em âmbito nacional, pelas respectivas instituições superiores de controle (ISCs) de cada país. No Brasil, a atribuição de

fiscalização da correta aplicação e gestão dos recursos públicos federais compete ao Tribunal de Contas da União (TCU).

Em nível internacional, a *International Organization of Supreme Audit Institutions* (INTOSAI) foi fundada em 1953, em Havana, Cuba, por representantes de 34 países, entre eles o Brasil, com o intuito de aprimorar globalmente a auditoria governamental externa. Atualmente, a INTOSAI conta com 196 países membros, e tem, entre suas atribuições, o estabelecimento das Normas Internacionais das Instituições Superiores de Auditoria (ISSAIs), que consistem em princípios e padrões internacionais a serem adotados pelas ISCs (INTOSAI, 2025). As ISSAIs são organizadas em diversos documentos, abrangendo temas como princípios fundamentais de auditoria no setor público (INTOSAI, 2019), Código de Ética (INTOSAI, 2019) e princípios específicos relativos à realização de auditorias financeiras, operacionais e de conformidade (INTOSAI, 2020).

No Brasil, a auditoria governamental passou por diversas transformações ao longo dos anos, evoluindo de um controle meramente formalista para um instrumento essencial na promoção da transparência, eficiência e *accountability* na gestão pública. O surgimento da auditoria governamental no Brasil está historicamente associado às práticas de controle sobre a arrecadação de tributos. No entanto, seu marco legal foi estabelecido com a Lei nº 4.728, de julho de 1965, que normatizou o funcionamento do mercado financeiro e tornou obrigatória a prática da auditoria governamental no país (Brasil, 1965).

Como consequência, a auditoria governamental consolidou-se como um instrumento fundamental de fiscalização da administração pública, com a criação de órgãos de controle externo, como os tribunais de contas estaduais e dos municípios, e de controle interno, vinculados ao Poder Executivo de cada ente federativo (Brasil, 1988, art. 74). A Lei nº 4.320/1964, também teve papel essencial ao estabelecer normas gerais de Direito Financeiro para o controle público, determinando que a auditoria avaliasse não apenas a legalidade, mas também a economicidade e a eficiência na execução orçamentária e financeira nas instituições públicas (Brasil, 1964).

A Constituição Federal de 1988 trouxe evoluções na estrutura de controle da administração pública, instituindo um modelo de auditoria baseado nos princípios da eficiência, eficácia e economicidade, e reforçando o papel dos tribunais de contas e das auditorias internas na fiscalização dos atos administrativos (Brasil, 1988). Nesse contexto, o TCU tem, entre outras atribuições, a de realizar, no âmbito federal, inspeções e auditorias de natureza contábil, financeira, orçamentária, operacional e patrimonial, nas unidades administrativas dos Poderes Legislativo, Executivo e Judiciário (Brasil, 1988, art. 74).

Peter e Machado (2014) esclarecem que os trabalhos de auditoria governamental podem ser classificados de acordo com o foco ou objetivo do exame, conforme detalhado no Quadro 1.

Quadro 1 - Categorias de auditoria governamental

<b>Categoria</b>	<b>Objetivo</b>
Auditoria de Gestão	Emitir opinião com vistas a certificar a regularidade das contas, verificar a execução de contratos, convênios, acordos ou ajustes, a probidade na aplicação dos recursos públicos e na guarda ou administração de valores e outros bens do Estado ou a estes confiados.
Auditoria de Programas	Acompanhar, examinar e avaliar a execução de programas e projetos governamentais específicos, bem como a aplicação de recursos descentralizados.
Auditoria Operacional ou de Desempenho	Auxiliar a administração na gerência e nos resultados, por meio de recomendações que visem aprimorar procedimentos, melhorar os controles e aumentar a responsabilidade gerencial.
Auditoria Contábil	Obter elementos comprobatórios suficientes que permitam opinar se os registros contábeis foram efetuados de acordo com os Princípios Fundamentais de Contabilidade e se as demonstrações destes originárias refletem, adequadamente, a situação econômico-financeira do patrimônio, os resultados do período administrativo examinado e as demais situações nestas demonstradas.
Auditoria de Sistemas	Assegurar a adequação, a privacidade dos dados e informações oriundas dos sistemas eletrônicos de processamento de dados, observando as diretrizes estabelecidas e a legislação específica.
Auditoria Especial	Examinar fatos ou situações consideradas relevantes, de natureza incomum ou extraordinária, sendo realizada para atender às determinações de autoridades competentes para solicitar tal avaliação.
Auditoria de Qualidade	Permitir a formação de uma opinião mais concreta sobre o desempenho gerencial dos administradores públicos, servindo como estímulo à adoção de uma cultura gerencial voltada para o alcance de resultados, de acordo com os princípios da qualidade, identificando os pontos fortes e fracos do órgão ou entidade.
Auditoria Integral	Envolve o exame dos controles, processos e sistemas utilizados para gerenciar os recursos da organização, quais sejam: dinheiros, pessoas, ativos físicos e informações.

Fonte: Peter e Machado, 2014

Já a INTOSAI estabelece princípios e padrões para três categorias de auditoria de Controle Externo governamental, conforme definido nas respectivas ISSAIs e apresentado a seguir (INTOSAI, 2025):

- (i) Auditoria financeira: envolve determinar, por meio da coleta de evidências de auditoria, se as informações financeiras de uma entidade são apresentadas em suas demonstrações financeiras de acordo com a estrutura de relatórios financeiros e regulatória aplicável (ISSAI 200-299);
- (ii) Auditoria de desempenho: exame independente, objetivo e confiável para verificar se os empreendimentos, sistemas, operações, programas, atividades ou organizações governamentais estão operando de acordo com os princípios de economia, eficiência e eficácia e se há espaço para melhorias (ISSAI 300-299);

- (iii) Auditoria de conformidade: avaliação independente para determinar se um determinado assunto está em conformidade com as legislação e normas aplicáveis, identificadas como critérios (ISSAI 400-299).

Dada a diversidade de áreas e formas de atuação, a atividade de auditoria governamental tem enfrentado desafios significativos ao seu pleno exercício. Um dos desafios é manter a confiança tanto dos governos quanto da sociedade no resultado dos trabalhos realizados, e demonstrar a utilidade e a relevância dos processos de auditoria em um ambiente que está em constante mudança (Ao, 2021).

Nesse sentido, nas últimas décadas, a auditoria governamental passou por mudanças, acompanhando a modernização da administração pública. No Brasil, a introdução de sistemas digitais integrados de gestão, como o Sistema Integrado de Administração Financeira (SIAFI), o Sistema Integrado de Administração de Pessoal (SIAPE) e o Sistema Integrado de Administração de Serviços Gerais (SIASG) possibilitou o aperfeiçoamento dos controles internos e o aumento da transparência na gestão dos recursos públicos (Mendes; Oleiro; Quintana, 2008).

Urefe, Odonkir e Agu (2024) informam que a auditoria governamental precisa lidar com operações complexas, resistência a mudanças e recursos operacionais e humanos limitados. Nesse contexto, a transformação digital e o uso de *big data* fazem com que tenham de ser desenvolvidas novas competências na auditoria governamental, como a análise de grandes volumes de dados, o uso de plataformas de computação em nuvem e a automação de processos (Hamid, 2023). Corroborando esse pensamento, Chácon (2015) defende que os auditores governamentais precisam ter habilidades mais amplas em comparação aos auditores do setor privado, já que, além de avaliarem os aspectos técnicos típicos da auditoria tradicional, também devem analisar questões relacionadas à oportunidade, eficiência, economia e legalidade das políticas públicas, sempre em conformidade com a legislação aplicável à organização auditada.

A esse respeito, a INTOSAI, por meio da ISSAI 150, enfatiza que as instituições superiores de controle devem garantir que seus auditores mantenham e aprimorem continuamente suas competências, adquirindo novos conhecimentos e habilidades relevantes às suas funções de auditoria (INTOSAI, 2019). Já a ISSAI 100 reforça a importância da capacitação permanente dos auditores, destacando que a competência profissional é essencial para garantir a qualidade e credibilidade dos trabalhos de auditoria realizados pelas instituições superiores de controle (INTOSAI, 2013).

Assim, tem-se que a auditoria governamental tornou-se um instrumento importante de controle e apoio à gestão pública, contribuindo para a transparência, a eficiência e a *accountability* no setor público. Mais do que verificar conformidade contábil, a auditoria governamental atua de forma estratégica.

## 2.2 Inteligência Artificial (IA)

A inteligência artificial pode ser definida como a capacidade de sistemas de computador simularem funções cognitivas humanas, como raciocínio lógico, aprendizado e resolução de problemas por meio da aplicação de algoritmos que permitem que os computadores realizem tarefas de forma autônoma ou semiautônoma (Morandín-Ahuerma, 2022). A IA é vista, assim, como um conjunto de tecnologias que permitem a execução de tarefas comparáveis àquelas realizadas pela inteligência humana (Minbaleev, 2022).

A IA pode ainda ser entendida como o uso de tecnologia digital para criar sistemas capazes de realizar tarefas que exigem inteligência. Nesse contexto, a Organização para a Cooperação e Desenvolvimento Econômico (OCDE) trata IA como um sistema baseado em máquina que pode, para um determinado conjunto de objetivos definidos pelo homem, fazer previsões, recomendações ou decisões que influenciam ambientes reais ou virtuais (OCDE, 2019).

Conforme Russel e Norvig (2013), o desenvolvimento da IA começou há mais de seis décadas, passando por períodos alternados de pessimismo e euforia, nos quais o interesse e o investimento na área variaram para mais ou para menos. O surgimento de computadores pessoais e o aumento do poder computacional impulsionaram a evolução da IA, especialmente com o desenvolvimento de tecnologias como a computação evolutiva, da inteligência computacional e do acesso pelos programas de IA a grandes volumes de dados.

Liu *et al.* (2018) destacam que desde o início do século XXI, a IA tem mostrado um crescimento sustentável, com um aumento no impacto da produção acadêmica e na influência de pesquisas de ponta. Segundo esses autores, a pesquisa na área tem se tornado mais aberta e colaborativa, com um aumento na convergência de interesses de pesquisa entre diferentes regiões.

Russel e Norvig (2013) ressaltam algumas teorias e campos de estudo da IA. Segundo os autores, os campos, quanto ao pensamento e comportamento, se dividem em quatro: (i) sistema que pensa como humanos; (ii) sistema que age como humanos; (iii) sistema que pensa racionalmente (III); e, sistema que atua racionalmente (IV). Enquanto os campos I e II

buscam a fidelidade aos humanos, os campos III e IV buscam fidelidade à racionalidade, sendo que, conforme, os autores, um sistema racional “faz tudo certo” com base nas informações que possui. Assim, os campos I e III se preocupam com o pensamento e raciocínio enquanto os campos II e IV se preocupam com o comportamento. O Quadro 2 ilustra tal classificação.

Quadro 2 - Definições de Inteligência Artificial

<b>Pensando como um humano</b>	<b>Pensando racionalmente</b>
<p>“O novo e interessante esforço para fazer os computadores pensarem (...) máquinas com mentes, no sentido total e literal.” (Haugeland, 1985)</p> <p>“[Automatização de] atividades que associamos ao pensamento humano, atividades como a tomada de decisões, a resolução de problemas, o aprendizado...” (Bellman, 1978)</p>	<p>“O estudo das faculdades mentais pelo uso de modelos computacionais.” (Charniak e McDermott, 1985)</p> <p>“O estudo das computações que tornam possível perceber, raciocinar e agir.” (Winston, 1992)</p>
<b>Agindo como seres humanos</b>	<b>Agindo racionalmente</b>
<p>“A arte de criar máquinas que executam funções que exigem inteligência quando executadas por pessoas.” (Kurzweil, 1990)</p> <p>“O estudo de como os computadores podem fazer tarefas que hoje são melhor desempenhadas pelas pessoas.” (Rich and Knight, 1991)</p>	<p>“Inteligência Computacional é o estudo do projeto de agentes inteligentes.” (Poole <i>et al.</i>, 1998)</p> <p>“AI... está relacionada a um desempenho inteligente de artefatos.” (Nilsson, 1998)</p>

Fonte: Russel e Norvig, 2013.

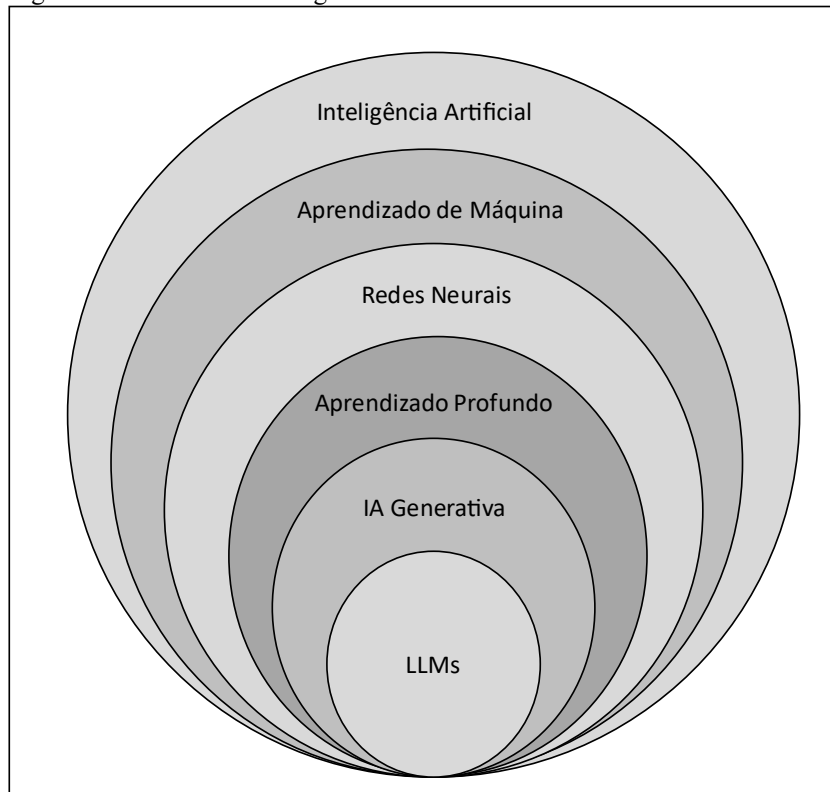
Russell e Norvig (2013) propuseram ainda outra classificação de IA: IA Fraca e IA Forte. Conforme tal classificação, a IA fraca simula os procedimentos da mente humana, mas não possui consciência da própria existência. A IA forte, por sua vez, não simula a mente, mas é a própria mente, como se fosse a mente humana em um corpo estranho. Assim, a IA forte, possui consciência de si.

A IA pode ainda ser estudada como um conjunto de tecnologias em camadas, nas quais as camadas mais internas, a partir das superiores, especializam-se para a execução de tarefas. Para a presente pesquisa, considera-se a hierarquia das tecnologias de IA conforme apresentado na Figura 1. Tais tecnologias são explicadas a seguir.

Conforme Gerón (2017), o aprendizado de máquina é uma subcategoria da IA que se concentra na capacidade de programar sistemas de forma que possam aprender a partir dos dados. O aprendizado de máquina está na interseção da Ciência da Computação e Estatística. Um exemplo de aprendizado de máquina é um programa de *e-mail* que aprende a identificar mensagens de *spam* a partir de um conjunto de exemplos que contém mensagens normais e

mensagens de *spam*. Os dados utilizados no processo de aprendizagem são denominados conjunto de treinamento.

Figura 1 - Camadas da Inteligência Artificial



Fonte: Adaptado de Rodrigues (2024)

Os sistemas de aprendizado de máquina podem ser classificados segundo vários critérios. Um deles é em relação ao nível de supervisão humana necessário durante a fase de treinamento. Segundo Gerón (2017), consideram-se três categorias principais de processos de aprendizagem de máquina: aprendizagem supervisionada, não-supervisionada e por reforço. Na aprendizagem supervisionada, os algoritmos são treinados com um conjunto de dados rotulados, o que significa que o modelo aprende a partir de exemplos que já possuem a resposta correta. Este tipo de aprendizagem é utilizado para tarefas de classificação e regressão, onde o objetivo é prever um resultado baseado em dados de entrada.

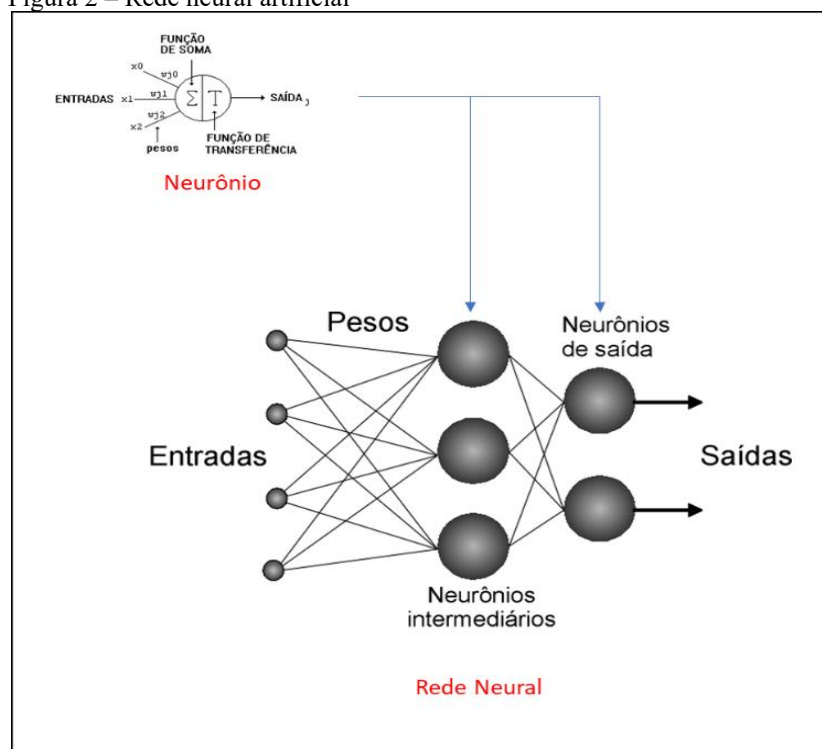
A aprendizagem não supervisionada trabalha com dados que não possuem rótulos, ou seja, tenta identificar padrões ou agrupamentos nos dados sem nenhuma orientação humana anterior. Técnicas de agrupamento são exemplos comuns de aprendizagem não-supervisionada, onde o objetivo é agrupar dados com características semelhantes. Já a aprendizagem por reforço envolve a interação de um agente com um ambiente, onde o agente aprende a tomar decisões através de recompensas ou penalidades. A aprendizagem por reforço é frequentemente utilizada

em situações em que a sequência de decisões é importante, como em jogos ou controle de robôs (Gerón, 2017).

Haykin (2007) define as redes neurais artificiais como modelos computacionais que imitam a estrutura e o funcionamento dos neurônios biológicos do cérebro humano. Elas são compostas por camadas de nós (neurônios artificiais) que processam informações e aprendem a partir de dados de entrada para realizar tarefas específicas, como classificação, previsão e reconhecimento de padrões. Cada neurônio artificial realiza cálculos locais e a saída é determinada por suas características de entrada/saída, interconexões com outros neurônios e entradas externas.

De forma geral, uma rede neural artificial (Figura 2) é uma máquina que é projetada para modelar a maneira como o cérebro realiza uma tarefa particular. A rede neural é normalmente implementada com a utilização de vários processadores eletrônicos ou por desenvolvimento de software específico (Haykin, 2007).

Figura 2 – Rede neural artificial



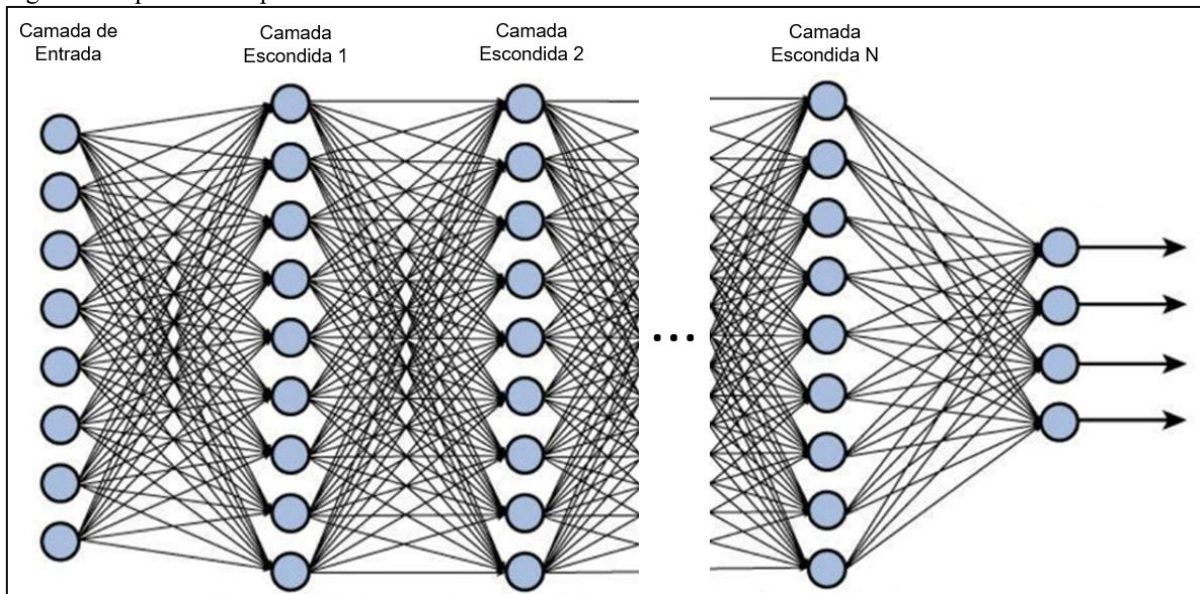
Fonte: Adaptado de Rodrigues (2024)

Já o aprendizado profundo caracteriza-se pelo uso de redes neurais profundas, que consistem em redes neurais compostas por múltiplas camadas de unidades interconectadas (Figura 3). Essas camadas permitem a extração de padrões complexos dos dados, superando as limitações dos modelos de aprendizado de máquina e dos métodos tradicionais de análise de dados. As redes convolucionais e as redes recorrentes são modelos de redes neurais profundas

que têm sido amplamente utilizadas (Fan e Zhong, 2019). A diferença básica entre o aprendizado de máquina e o aprendizado profundo é que o primeiro usa algoritmos de aprendizado estatístico para encontrar padrões em dados disponíveis e executar previsões e classificações em novos dados, enquanto o aprendizado profundo utiliza modelos de rede neural multicamadas para executar tarefas complexas (Fan e Zhong, 2019).

O aprendizado profundo tem sido utilizado em várias aplicações, como a visão computacional, onde já alcançou desempenhos comparáveis ou superiores aos humanos em tarefas de reconhecimento de imagens. Além disso, o aprendizado profundo tem sido aplicado com sucesso em processamento de linguagem natural, análise de redes sociais e diagnóstico médico, onde há a necessidade de processar grandes volumes de dados de imagens (Mazurowski *et al.*, 2018).

Figura 3 - Aprendizado profundo



Fonte: Adaptado de Haykin (2007)

A próxima seção apresenta a IA generativa, foco maior da presente pesquisa.

### 2.2.1 Inteligência Artificial Generativa

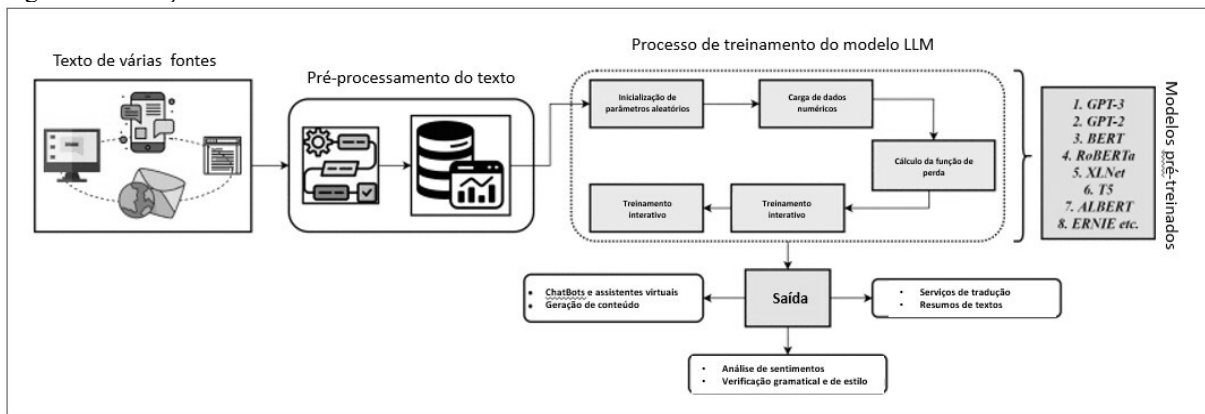
Conforme Sengar *et al.* (2024), a inteligência artificial generativa é uma forma de IA que se caracteriza pela capacidade de criação de conteúdos inéditos, como texto, imagem, áudio e vídeo, de uma maneira autônoma e que imita a criatividade humana. As diferenças técnicas entre IA generativa e IA tradicional estão em seus métodos de treinamento e na complexidade dos modelos. Os modelos de IA generativa utilizam métodos de treinamento

mais complexos, como auto supervisão e aprendizado multitarefa, os quais consomem mais recursos computacionais e são mais demorados para serem produzidos.

Uma das principais tecnologias da IA generativa são os Grandes Modelos de Linguagem (*Large Language Models – LLMs*). Conforme Raiiaan *et al.* (2024), os LLMs são uma categoria de modelos de linguagem que utiliza redes neurais contendo bilhões de parâmetros treinados em quantidades gigantescas de dados de texto não rotulados e usando uma abordagem de aprendizado auto-supervisionado. Os LLMs são o resultado dos avanços nas tecnologias de aprendizagem profunda, da disponibilidade de imensos recursos computacionais e de grandes quantidades de dados de treinamento. Tais modelos podem aprender padrões complicados, sutilezas de linguagem e ligações semânticas. Os LLMs têm sido aplicados a várias atividades relacionadas à linguagem, incluindo síntese de texto, tradução, sumarização, resposta a perguntas e geração de imagem e vídeo (Raiann *et al.*, 2021). A Figura 4 ilustra o processo de geração de um modelo LLM.

Atualmente, os modelos LLMs são a forma mais conhecida e utilizada de IA generativa pelo grande público. Exemplos de modelos de LLMs são o ChatGPT, desenvolvido pela empresa OpenAI, o Gemini, criado pela empresa Google e o DeepSeek, da empresa chinesa Hangzhou DeepSeek Artificial Intelligence.

Figura 4 - Geração de modelos LLMs



Fonte: Adaptado de Raiann (2024).

Apesar dos avanços tecnológicos trazidos pelos modelos de IA generativa, deve-se ter em mente que as saídas criadas por tais modelos se originam de um volume de dados coletados a partir de milhões de fontes, inclusive de informações disponibilizadas em páginas da internet. Não há garantia de que os dados que originaram o modelo sejam corretos, o que pode comprometer a plena utilização e a confiança na utilização de soluções tecnológicas baseadas em LLMs. Preiksaitis e Rose (2023) destacam a atenção que se deve ter em relação à

segurança e confiabilidade dos resultados gerados pelos modelos de IA em geral, uma vez que decisões baseadas em dados de má qualidade podem trazer consequências prejudiciais graves ao usuário, a exemplo de perdas financeiras ou diagnósticos médicos imprecisos.

Bail (2024) argumenta que os modelos de IA generativa podem ainda disseminar preconceitos pré-existentes nos dados utilizados para treinamento, resultando em possível discriminação e desigualdade social. Tal fato pode afetar negativamente a pesquisa em áreas como Ciências Sociais. O uso da IA generativa também traz preocupações em relação à privacidade e proteção de dados, uma vez que a capacidade dessas tecnologias de gerar conteúdo realista pode comprometer a privacidade dos indivíduos, especialmente quando dados pessoais são utilizados para treinar os modelos (Al-Kfairy *et al.*, 2024).

Outro risco em relação aos modelos de IA generativa é que eles podem ser um instrumento de desinformação. A capacidade da IA generativa de criar imagens ou vídeos falsos (*deepfakes*), entre outras formas de mídia, pode tornar-se ameaça à verdade e à confiança pública. Além disso, a geração de novos conteúdos por IA levanta questões sobre direitos autorais e propriedade intelectual, uma vez que o conteúdo gerado pode atingir direitos existentes e criar disputas sobre a autoria (Al-Kfairy *et al.*, 2024).

A presente pesquisa tem como objeto de estudo a solução de IA generativa *ChatTCU*, um assistente virtual baseado em LLMs desenvolvido pelo Tribunal de Contas da União em 2023 para uso por servidores, terceirizados e estagiários daquela organização. O *ChatTCU*, pode ser utilizado pelas equipes do TCU como apoio para otimizar tempo em produção de textos, adaptações para linguagem simples, traduções e análises relacionadas a ações de Controle Externo (TCU, 2024).

A implementação do *ChatTCU* permite buscas na internet para obtenção de conteúdo atualizado e a capacidade de responder a perguntas e resumir informações de documentos de forma rápida e eficiente. Além disso, o *ChatTCU* tem a capacidade de fornecer informações sobre processos específicos do TCU, por meio do acesso exclusivo à base de dados daquele órgão. Nesse contexto, o *ChatTCU* pode ter função mais proativa no auxílio aos profissionais do TCU em suas tarefas, sendo capaz criar informações, em vez de apenas analisar ou reproduzir dados existentes (TCU, 2024). O *ChatTCU* pode ser acessado pelos colaboradores do TCU por meio de uma extensão (*plugin*) do *software Microsoft Teams* da organização, por meio do acesso a um site web específico, além de também já ter sido integrado ao e-TCU, sistema de gerenciamento eletrônico de processos daquele órgão. Nesse último caso, o *ChatTCU* permite ao usuário elaborar perguntas diretamente às peças constantes nos processos.

A presente pesquisa adquire maior relevância uma vez que, em julho de 2024, o TCU deu início ao processo de cessão do código-fonte da ferramenta *ChatTCU* para uso por outros órgãos da Administração Pública. Ao compartilhar o código-fonte da solução, o TCU permite que outras entidades governamentais se beneficiem dessa ferramenta de IA generativa (TCU, 2024). Há, assim, a possibilidade das conclusões da presente pesquisa constituírem subsídio para a utilização do *ChatTCU* em outras organizações com perfis similares.

### **2.3 Inteligência Artificial e Auditoria**

Nas últimas décadas, o setor público tem passado por um processo de transformação digital, motivado pela crescente demanda por maior eficiência na disponibilização de serviços à sociedade. Nesse contexto, a incorporação de tecnologias emergentes como a IA e a computação em nuvem passou a fazer parte das estratégias de modernização da administração pública (Toledo; Mendonça, 2023).

No plano internacional, diversos países têm elaborado diretrizes e políticas específicas para orientar o uso ético e eficaz da IA no setor público. A Organização para a Cooperação e Desenvolvimento Econômico (OCDE) publicou em 2019 o documento “Princípios sobre Inteligência Artificial”, o qual foi atualizado em 2024. Tais princípios enfatizam que as soluções de IA devem respeitar os direitos humanos e os valores democráticos, além de atuarem de forma transparente, explicável e robusta (OCDE, 2024). Os princípios vêm sendo adotados por governos por meio da elaboração de referências normativas e operacionais para o desenvolvimento e adoção de soluções baseadas em IA.

Como exemplo, a Estratégia Brasileira de Inteligência Artificial (EBIA), instituída pela Portaria MCTI nº 4.617, de 6 de abril de 2021, alterada pela Portaria MCTI nº 4.979, de 13 de julho de 2021, estabelece diretrizes para a pesquisa, o desenvolvimento e a aplicação da IA em diferentes setores da sociedade, incluindo o setor público (Brasil, 2021). A EBIA ressalta a importância da governança algorítmica, da proteção de dados e da capacitação profissional como elementos fundamentais para o uso responsável da IA no país.

No âmbito da Administração Pública Federal, destacam-se iniciativas como a Estratégia Brasileira de Governo Digital – 2024-2027 (Brasil, 2024) e o uso de tecnologias de IA pelos órgãos governamentais em áreas como saúde, educação, segurança pública e fiscalização (Lemes; Lemos, 2020; Estevam; Balliano, 2024; Dos Anjos; Pinheiro, 2024; Cardoso *et al.*, 2023). Em especial, tem-se que as instituições de controle externo também têm

investido no desenvolvimento de soluções de IA para aprimorar suas funções de auditoria, fiscalização e combate à corrupção (TCU, 2021).

Em se tratando de auditoria governamental, verifica-se que ela também tem sido impactada pelas inovações tecnológicas, em especial pela incorporação gradual de soluções de IA tradicional e IA generativa nos processos de fiscalização, análise e controle. Tais tecnologias vêm sendo utilizadas para lidar com grandes volumes de dados, identificar padrões e apoiar a tomada de decisões mais rápidas e fundamentadas, ampliando o escopo e a profundidade das atividades fiscalizatórias (IRB, 2024).

Um dos principais benefícios da utilização de ferramentas de IA na auditoria é o aumento da eficiência e da efetividade na realização de procedimentos operacionais, já que a IA permite automatizar tarefas repetitivas e demoradas, fazendo com que os auditores possam focar as questões que necessitam de maior atenção e decisão (Manita *et al.*, 2020). Outro ganho que o uso da IA na auditoria proporciona é a possibilidade de maior precisão e antecipação na identificação de indícios de irregularidades. A detecção automatizada de padrões anômalos (*outliers*) e o cruzamento de grandes bases de dados públicos contribuem para a antecipação de riscos e o direcionamento mais eficiente dos trabalhos de fiscalização (Antwi *et al.*, 2024).

A IA também favorece o fortalecimento da transparência e da *accountability*. Ferramentas de IA que analisam e sintetizam informações oriundas de portais de transparência, bases de dados governamentais e prestações de contas contribuem para relatórios de auditoria mais claros, acessíveis e compreensíveis para a sociedade (OCDE, 2024). Adicionalmente, a utilização da IA pode contribuir para a padronização de critérios e a redução da subjetividade nas análises realizadas no âmbito dos trabalhos de auditoria, promovendo uma maior consistência entre as opiniões de diferentes equipes de auditoria e entre ciclos sucessivos de fiscalização. Tal padronização de posicionamento contribui para aprimorar a confiabilidade dos resultados e a credibilidade das instituições de controle (Murikah; Nthenge; Musyoka, 2024).

Para Lidiana (2024), outro ponto a se considerar é o potencial da IA para fomentar a auditoria preditiva e contínua. Ao incorporar aos procedimentos de auditoria dados em tempo real e realizar análises dinâmicas, a auditoria deixa de estar voltada apenas para fatos anteriores e assume uma postura proativa, podendo identificar tendências, gargalos e possíveis falhas antes que se concretizem.

No Brasil, em levantamento realizado em 2024 pelo Instituto Rio Branco junto aos tribunais de contas dos entes federativos, constatou-se que 60% desses órgãos já implementaram soluções de IA em áreas de controle externo, como auditorias e fiscalizações. Além disso, 45% dos tribunais de contas planejam expandir o uso da IA para áreas

administrativas e de tecnologia da informação nos próximos anos, visando melhorar a automação de processos e a gestão interna (IRB, 2024). Ainda segundo o referido levantamento, mais de 94% dos tribunais relataram ter projetos de IA em andamento ou em planejamento, focados principalmente na melhoria da eficiência operacional (80%), detecção de fraudes (65%) e automação de tarefas repetitivas (53%) (IRB, 2024).

Especificamente no âmbito do TCU, verificam-se diversas iniciativas que evidenciam a aplicação prática da IA. Entre os exemplos, cita-se a plataforma ALICE, desenvolvida pelo TCU em parceria com a Controladoria-Geral da União (CGU), que realiza análises de riscos em contratações públicas com base em cruzamentos automatizados de dados e indicadores preditivos. A ALICE permite selecionar objetos contratuais com maior probabilidade de irregularidades, otimizando a alocação dos recursos de auditoria (Costa; Barros, 2020). Outro exemplo de solução de IA desenvolvido pelo TCU é o sistema ÁGATA, baseado em aprendizado de máquina e que auxilia usuários sem conhecimento de tecnologia da informação na construção de pesquisas textuais com uso de IA. (Costa; Barros, 2020).

O TCU também desenvolveu outras ferramentas de IA para apoio à atividade de auditoria, como o sistema SOFIA, que utiliza processamento de linguagem natural para leitura de portais de transparência e redesenho de matrizes de risco (Costa; Barros, 2020). Vários outros órgãos de Controle Externo também já desenvolveram soluções que utilizam tecnologias de IA generativa (IRB, 2024). O Quadro 3 ilustra algumas dessas iniciativas.

Quadro 3 - Soluções de IA generativa nos tribunais de contas brasileiros

<b>Solução (lançamento)</b>	<b>Órgão</b>	<b>Descrição</b>
açAI (2024)	TCE-PA	Plataforma com serviços de IA para consultas rápidas, resumos e análise de documentos processuais.
Ana Julia (2024)	TCE-CE	Analista Jurídica por IA para pesquisa ágil de jurisprudência e apoio técnico a votos.
ANIA (2023)	TCE-SP	Assistente Natural de IA para análise de documentos, relatórios e integração com o SEI.
Aurora (2024)	TCE-PE	Inclui chat de IA, transcrição de sessões e integração com sistemas do tribunal.
AVIA-TCEPR (2023)	TCE-PR	Atendimento Virtual por IA aos jurisdicionados, baseado em base de conhecimento atualizada.
Barbosa (2024)	TCM-BA	Auxilia na elaboração de relatórios e pareceres, incluindo módulos de contexto e jurisprudência.
ChatDoc (2024)	TCM-GO	Ferramenta experimental para extração, resumo e conversação com documentos processuais.
ChatTCEPR (2023)	TCE-PR	Chat institucional com funções de conhecimento geral e documentos carregados.
ContAI (2024)	TCE-RO	Sistema com módulos de conversas gerais, análise de PDFs e jurisprudência.
hubIA (2024)	TCE-ES	Hub de IA com ChatJuris, sumário automatizado e extratos de decisões.
IAGO (2024)	TCE-GO	Ecossistema de IA com módulos de conversa sobre documentos, dados e legislação interna.

Jornada Estratégica (2023)	TCE-PR	Gerencia o ciclo de planejamento organizacional com metodologias ágeis e IA.
TiCianE (2024)	TCE-BA	Assistente de IA com módulos para auditoria, instrução processual e consulta cidadã.
VigIA (2024)	TCE-SC	Sistema de auditorias prévias e concomitantes em editais e políticas públicas, com checagem de inconsistências.

Fonte: IRB, 2024.

Segundo Munoko, Brown-Liburd e Vasarhelyi (2020), as ferramentas de IA estão sendo incorporadas ao ciclo de auditoria de forma transversal, com aplicações que vão desde o planejamento das fiscalizações, avaliação de riscos, testes substantivos, e execução e teste de transações. Apesar dos benefícios significativos que a IA pode proporcionar à auditoria governamental, sua adoção não está isenta de riscos e desafios. A utilização responsável da IA em processos fiscalizatórios exige atenção a aspectos técnicos, éticos, organizacionais e institucionais que podem comprometer a qualidade da auditoria, a credibilidade dos órgãos de controle e a proteção de direitos fundamentais (Al-Kfairy et al, 2024).

Para Kokina *et al.* (2024), um dos principais desafios na utilização de IA na auditoria é a falta de explicabilidade dos sistemas de IA, especialmente daqueles que são baseados em modelos de IA generativa. Tais sistemas, na maioria das vezes, operam como "caixas-pretas", ou seja, geram resultados sem que seus critérios internos de decisão possam ser facilmente compreendidos ou auditados. Isso compromete a transparência e a rastreabilidade das análises. Em um contexto como o da auditoria, que pressupõe rigor técnico e fundamentação objetiva, esse problema representa uma barreira importante para a adoção confiável dessas ferramentas.

Outro ponto crítico é que algoritmos de IA que são treinados com bases de dados enviesadas ou incompletas podem reproduzir ou até amplificar desigualdades existentes naquelas bases, resultando em julgamentos injustos, direcionamentos incorretos de auditorias ou omissão de grupos vulneráveis. A ausência de diversidade nas fontes de dados, combinada com a opacidade de muitos modelos aumenta ainda mais esse problema (OCDE, 2019).

Para Toker (2018), como os sistemas de IA precisam de grandes volumes de dados para realizar suas operações, há mais riscos em relação à privacidade dos dados do que em outros tipos de tecnologia. O autor cita alguns riscos, como a persistência dos dados, quando os dados utilizados na IA podem sobreviver ao ser humano que os gerou, a reutilização de dados, quando dados são utilizados em uma situação para a qual eles não foram gerados e o transbordamento de dados, quando involuntariamente, os dados podem ser coletados para outros fins.

Outro desafio a ser destacado no ambiente organizacional das instituições de auditoria governamental é a resistência à mudança por parte dos servidores públicos, especialmente em instituições que tem um perfil de atuação mais conservador. Asan, Bayrak e Choudury (2020) argumentam que as interações dos seres humanos com IA são altamente influenciadas pela confiança. Dessa forma, promover a confiança humana na utilização de IA é um fator chave para o sucesso da implantação desta tecnologia. Além disso, ressaltam que os humanos temem serem substituídos pelas tecnologias, gerando uma resistência que cria barreiras à utilização das soluções de IA nas organizações (Curioni, 2018).

Para Souza e Santos (2025), outro desafio relevante é que o ordenamento jurídico brasileiro ainda não dispõe de regulação específica sobre o uso de IA, o que dificulta a definição clara de responsabilidades entre os atores. Em auditorias que envolvem o uso de soluções de IA, é fundamental determinar até que ponto os auditores podem confiar nos resultados gerados por algoritmos, e quem responde por eventuais falhas ou equívocos nos resultados apresentados pelas soluções de IA usadas pelos auditores.

Pelo apresentado, constata-se que a introdução de tecnologias de IA na auditoria governamental, especialmente aquelas baseadas em modelos generativos, representa uma mudança relevante na forma como os processos de fiscalização são planejados, executados e comunicados. No entanto, a efetividade dessas inovações não depende exclusivamente da disponibilidade técnica das ferramentas, mas, sobretudo, da aceitação e uso efetivo dessas soluções pelos auditores. Estudos sobre adoção tecnológica têm demonstrado que a percepção dos usuários finais exerce papel decisivo na incorporação bem-sucedida de inovações (Davis, 1989; Vankatesh *et al.*, 2003). Diante disso, o uso de IA levanta questões relacionadas à confiança, transparência e controle sobre os resultados.

Frente a isso, a análise dos fatores que influenciam a aceitação da IA por parte dos auditores se torna uma etapa necessária para compreender as barreiras e os facilitadores da adoção dessas tecnologias no setor público. A utilização do modelo de aceitação de tecnologia UTAUT (*Unified Theory of Acceptance and Use of Technology*) oferece uma estrutura teórica para tal análise. A próxima seção apresenta os fundamentos e aplicações desse modelo no contexto da presente pesquisa.

## **2.4 Aceitação de Tecnologia**

Na literatura, há vários conceitos para o termo tecnologia, os quais mostram a diversidade de abordagens teóricas e a evolução histórica desse conceito. Para Vieira

Pinto (2005), tecnologia não é apenas a aplicação mecânica do saber, mas um conjunto de conhecimentos, práticas e processos socialmente construídos que permitem à humanidade intervir no mundo e transformá-lo conforme suas necessidades e interesses.

Já Arthur (2009) define tecnologia como um meio para alcançar um objetivo humano, podendo ser tanto um método, um processo ou um dispositivo. O autor argumenta que as pessoas colocam muita esperança na tecnologia, mas não confiam plenamente nela, diferenciando a tecnologia escravizadora de nossa natureza da tecnologia como extensão da nossa natureza.

Para Oye *et al.* (2014), o conceito de tecnologia abrange os objetos materiais criados e desenvolvidos pela humanidade e todos os sistemas, métodos organizacionais e técnicas que decorrem deles. Assim, a tecnologia não se restringe ao objeto em si, mas a todo o processo de concepção, produção e operação dos artefatos. A tecnologia também pode ser definida como um sistema complexo de artefatos desenvolvidos para adaptar-se ao ambiente, fazendo que tanto seus criadores como seus utilizadores se beneficiem das oportunidades de melhorias criadas (Coccia, 2019).

Frente ao apresentado, vê-se que os exemplos de definição de tecnologia não se restringem ao produto tecnológico em si, mas também abrangem o contexto de aplicação do produto e os fatores que influenciam sua criação, utilização e aceitação, sendo este último fator o foco do presente estudo.

A aceitação é um conceito que, a exemplo da tecnologia, tem sido objeto de vasta pesquisa e definições. Hitzeroth e Megerle (2013) definem aceitação como uma série de parâmetros de atitude positiva adotados pelos sujeitos envolvidos no processo em relação a um objeto de aceitação. Trazendo para o contexto da presente pesquisa, no campo da tecnologia da informação, Dillon e Morris (1996) argumentam que aceitação é a vontade percebida dentro de um grupo de usuários de empregar tecnologia da informação para as tarefas para as quais ela foi projetada para apoiar.

A aceitação de tecnologia tem sido um tema recorrente de estudo, e pode ser definida como a intenção comportamental ou disposição para usar, comprar ou experimentar um produto ou serviço (Kelly, 2023). A aceitação de tecnologia prevê uma escolha pessoal, podendo essa escolha ocorrer de forma consciente, quando, por exemplo, ocorre a compra de um produto tecnológico, ou inconsciente, quando um cliente bancário interage com um algoritmo de atendimento imaginando que se trata de uma pessoa real, e não de um programa de IA (Kelly, 2023).

Conforme Venkatesh *et al.* (2003), os usuários e as organizações reagem de forma diferente entre si em relação às novas tecnologias, tanto na adoção quanto na resistência. Com isto, estudos buscaram compreender a ação do indivíduo sobre adotar ou não uma tecnologia e quais fatores influenciam essa decisão (Davis, 1989). Dessa forma, avaliar a aceitação de tecnologias pelos usuários é essencial para que as partes interessadas possam entender os fatores que contribuem ou dificultam a assimilação dos produtos tecnológicos materiais ou imateriais (Kelly, 2023). A pesquisa em aceitação de tecnologia tem concentrado seus esforços na definição dos fatores que influenciam o processo e de que forma eles se influenciam entre si.

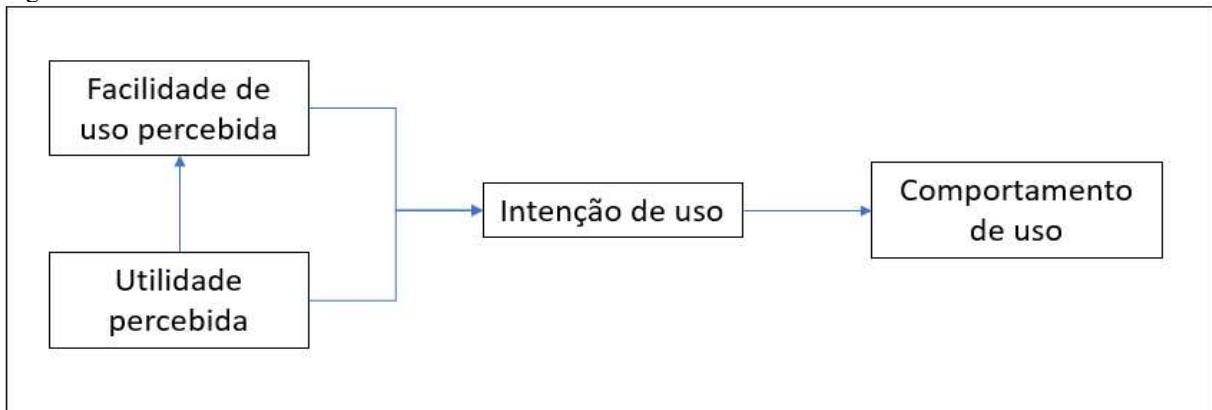
Nesse sentido, modelos teóricos vêm sendo desenvolvidos com o objetivo de explicar o processo de aceitação de tecnologia, a exemplo do Modelo da Aceitação de Tecnologia (*Technology Acceptance Model - TAM*) (Davis, 1985, 1989), da Teoria Unificada de Aceitação e Uso da Tecnologia (*Unified Theory of Acceptance and Use of Technology - UTAUT*) (Venkatesh *et al.*, 2003), e do Modelo de Adoção Baseado em Valor (*Value-based Adoption Model - VAN*) (Kin; Chan; Gupta, 2007).

Os modelos de adoção de tecnologia se baseiam na combinação de fatores que são aplicados de acordo com o contexto a ser avaliado para mensurar como tais fatores influenciam na intenção de uso da tecnologia pelo usuário. Como exemplo, o TAM baseia-se nos construtos percepção de utilidade e percepção de facilidade de uso, o UTAUT nos construtos expectativa de desempenho, expectativa de esforço, influência social e condições facilitadoras e o VAM nos construtos utilidade, diversão, tecnicidade e custo monetário percebido. A seguir, são abordados os detalhes dos modelos TAM e UTAUT, considerados os mais utilizados nas pesquisas sobre a aceitação e adoção de tecnologias (Marikyan; Papagiannidis; Stewart, 2023).

#### *2.4.1 Technology Acceptance Model (TAM)*

O TAM foi originalmente desenvolvido por Davis (1985, 1989). O autor demonstrou empiricamente que dois fatores são determinantes para o comportamento dos usuários em relação à aceitação do uso de uma tecnologia: utilidade percebida e facilidade de uso percebida. Segundo Davis, a utilidade percebida considera se o usuário entende que a tecnologia vai melhorar seu desempenho, seja no trabalho ou em atividades cotidianas. Já a facilidade de uso percebida diz respeito à expectativa de esforço que usuário vai ter que realizar para aprender e utilizar a tecnologia. No TAM, esses dois fatores influenciam a intenção de uso da tecnologia (Intenção de Uso), que, por sua vez, atua sobre o uso efetivo e contínuo da tecnologia pelo usuário (Comportamento de Uso) (Figura 5).

Figura 5 – Modelo TAM



Fonte: Davis (1985), tradução nossa.

O TAM tem sido aplicado em diversas áreas de pesquisa, tais como ensino e aprendizagem (Santos; Freitas; Ferreira, 2020), automação de processos organizacionais (SILVA *et al.*, 2020), serviços bancários (Feliciano; Frogeri; Prado, 2021) e redes sociais (Singh; Srivastava, 2019).

Apesar de sua ampla utilização, ao longo do tempo o TAM tem sido criticado sob alguns aspectos. Olarte-Pascual *et al.* (2021) destacam a limitação do modelo em relação à aplicação de seus construtos na aceitação de tecnologias autônomas, a exemplo dos implantes de *microchip* em humanos. Para esse perfil de tecnologias, o construto facilidade de uso percebida não seria aplicável, já que o usuário não interage com a solução tecnológica, apesar de perceber seus benefícios. Outra limitação do TAM refere-se à alegação de que o modelo é centrado no indivíduo, baseando-se em noções simplificadas de afeto e emoções. Assim, o modelo TAM desconsidera, fatores externos de influência, como aspectos sociais e culturais (Malatji; Eck; Zufa, 2020). Outra crítica dos autores ao TAM é que o modelo não prevê a ocorrência de situações em que, apesar de responder que tem intenção de uso, o usuário pode não adotar a tecnologia (Comportamento de Uso).

Com o objetivo de adequar o TAM a novos contextos, foram propostas extensões do modelo, a exemplo do TAM2 (Venkatesh; Davis, 2000) e TAM3 (Venkatesh; Bala, 2008).

#### 2.4.2 Unified Theory of Acceptance and Use of Technology (UTAUT)

O modelo UTAUT (Venkatesh *et al.*, 2003) foi desenvolvido com o objetivo de apresentar uma visão unificada do processo de aceitação de tecnologia a partir da análise conceitual e do resultado empírico de oito teorias anteriormente desenvolvidas, entre elas o modelo TAM. O UTAUT procura superar limitações presentes em modelos anteriores, como a

não inclusão do contexto organizacional no instrumento de avaliação, o momento da realização da avaliação e em contextos nos quais a utilização da tecnologia é voluntária ou obrigatória (Venkatesh *et al.*, 2003).

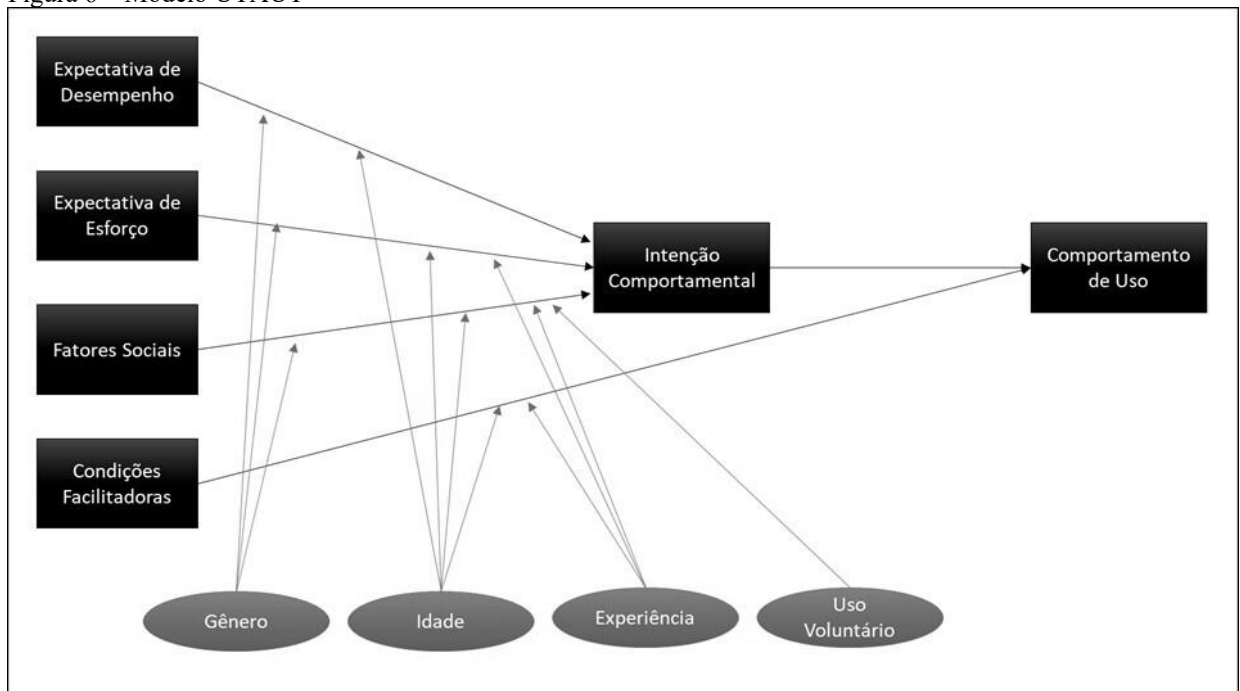
Dessa forma, o UTAUT foi desenvolvido como um instrumento que permite às organizações avaliarem a probabilidade de sucesso na adoção de novas tecnologias. Além disso, o modelo esclarece os fatores intrínsecos e extrínsecos de aceitação. Com isso, ele permite a criação de ações proativas, como programas de treinamento ou estratégias de comunicação, dirigidas a segmentos de usuários mais resistentes a adotar e utilizar as novas tecnologias (Venkatesh, 2003).

No desenvolvimento do UTAUT, Venkatesh *et al.* (2003) realizaram estudos em quatro organizações diferentes com indivíduos iniciados em uma nova tecnologia no local de trabalho. Para garantir que os resultados fossem respeitados nos diversos contextos, os autores testaram a heterogeneidade em tecnologias, organizações, setores, funções de negócios e natureza de uso (voluntária versus obrigatória). Além disso, os autores avaliaram as percepções à medida que os usuários experimentavam a tecnologia. Em cada empresa pesquisada, eles puderam contar com a coleta de dados em conjunto com um programa de treinamento sobre a nova tecnologia.

De acordo com os resultados das pesquisas de Venkatesh *et al.* (2003) com o UTAUT, quatro fatores podem influenciar diretamente a intenção de uso do usuário, a qual, por sua vez, influencia o comportamento de uso: expectativa de desempenho, expectativa de esforço, influência social e condições facilitadoras. O UTAUT original apresenta ainda gênero, idade, experiência e voluntariedade de uso como moderadores para a relação entre os quatro fatores e a intenção de uso ou o comportamento de uso da tecnologia. A Figura 6 apresenta o UTAUT proposto por Venkatesh *et al.* (2003).

Venkatesh *et al.* (2003) definem expectativa de desempenho como o grau em que um indivíduo acredita que utilizar a tecnologia o ajudará a obter ganhos no desempenho e na qualidade de seu trabalho. Os autores concluíram que expectativa de desempenho é o construto mais forte e consistente da intenção do uso da tecnologia, e permanece significativa tanto em situações em que a adoção da tecnologia é voluntária quanto nos casos de uso obrigatório. Os autores também alegam que a relação entre expectativa de desempenho e intenção comportamental é moderada por gênero e idade, sendo que tal efeito ocorre de forma mais acentuada para homens, e é ainda mais relevante para homens mais jovens.

Figura 6 – Modelo UTAUT



Fonte: Venkatesh *et al.* (2003), tradução nossa.

Já o construto expectativa de esforço é definido como o grau de facilidade associado ao uso da tecnologia, semelhante ao construto facilidade percebida do modelo TAM. Segundo o UTAUT, esse construto influencia a aceitação da tecnologia tanto em situações de uso voluntário como obrigatório, mas geralmente apenas no início da utilização. Com o passar do tempo, seu grau de influência diminui. Conforme o UTAUT, as mulheres, especialmente as mais velhas e com menos experiência com o sistema, tendem a dar mais importância à facilidade de uso (Venkatesh *et al.*, 2003).

O construto fatores sociais é definido como o grau em que um indivíduo percebe que outras pessoas importantes em seu círculo social, como colegas, superiores ou a própria organização, acreditam que ele deve usar a nova tecnologia. Ou seja, esse construto retrata a percepção de que o uso da tecnologia é respaldado por outras pessoas significativas para o usuário. No UTAUT, o construto fatores sociais atua mais em contextos obrigatórios, mas seu efeito diminui com o tempo e à medida que o usuário vai percebendo os benefícios que a tecnologia proporciona. Mulheres, especialmente as mais velhas, são mais sensíveis à influência social (Venkatesh *et al.*, 2003)

Por fim, condições facilitadoras é um construto que diz respeito ao nível de suporte que o indivíduo espera receber da organização quando utilizar a nova tecnologia. Ao contrário dos demais construtos, no modelo UTAUT as condições facilitadoras influenciam o comportamento de uso e não a intenção de uso, sugerindo que a continuação do uso da

tecnologia dependerá do suporte técnico e organizacional que o usuário recebe. Os trabalhadores mais velhos tendem a ser mais influenciados pelas condições facilitadoras (Venkatesh *et al.* 2003).

O UTAUT2 (*Unified Theory of Acceptance and Use of Technology 2*) foi desenvolvido por Venkatesh, Thong e Xu (2012), com o objetivo de adaptar a teoria original ao contexto da aquisição e consumo de tecnologias fora do ambiente organizacional. Além dos quatro construtos centrais do UTAUT, o UTAUT2 incorporou três novos determinantes da intenção de uso e do comportamento: motivação hedônica, preço e hábito. Essas adições ampliaram a capacidade explicativa do modelo original, aumentando a variância explicada da intenção comportamental de 56% para 74% e do uso efetivo de 40% para 52%.

O UTAUT2 também manteve a consideração das variáveis moderadoras de idade, gênero e experiência, permitindo uma análise mais abrangente e sensível às diferenças individuais. Dessa forma, o modelo UTAUT2 consolidou-se como uma das abordagens mais robustas para investigar a aceitação e o uso de tecnologias em contextos não organizacionais, especialmente no ambiente do consumidor.

Além do modelo UTAUT original de Venkatesh *et al.* (2003), estudos recentes têm buscado sintetizar o grande volume de pesquisas que aplicaram o UTAUT em diferentes contextos. Blut *et al.* (2022) realizaram meta-análise na qual reuniram reúne mais de 160 estudos, na qual demonstram que expectativa de desempenho é o preditor mais robusto da intenção comportamental de uso, enquanto variáveis como fatores sociais e condições facilitadoras apresentam efeitos mais instáveis e dependentes do contexto da pesquisa. Os autores argumentam que os efeitos do UTAUT não são uniformes, variando entre setores, perfis de usuários ou tipos de tecnologia.

#### 2.4.3 Trabalhos anteriores

O modelo UTAUT tem sido frequentemente adaptado, incorporando ou eliminando construtos conforme as especificidades de cada contexto de pesquisa, abrangendo tanto ambientes organizacionais como não-organizacionais. As extensões do modelo podem ser agrupadas em três tipos: aplicação em novos contextos, como tecnologias específicas, diferentes populações de usuários e ambientes culturais diversos; inclusão de novos construtos, com o objetivo de ampliar os mecanismos teóricos originais; e adoção de preditores exógenos das variáveis do modelo (Venkatesh; Thong; Xu, 2012).

Terblanche e Kidd (2022) adaptaram o UTAUT para avaliar como gênero e idade influenciam a aceitação de um *chatbot* de coaching em um público geral. Os autores estenderam o modelo com a inclusão do construto risco percebido, em decorrência da relevância que a privacidade de dados tem neste perfil de aplicação. Foram excluídos do modelo os moderadores experiência e uso voluntário, sendo que o estudo concluiu que os construtos expectativa de desempenho, fatores sociais e condições facilitadoras são os que mais influenciam a aceitação da tecnologia abordada na pesquisa.

Na área de auditoria, diversas pesquisas têm utilizado o modelo UTAUT como instrumento para avaliar a aceitação de tecnologia. Kumari, Senani e Ajward (2024) utilizaram o modelo para identificar quais fatores influenciam a intenção de auditores externos em adotar Técnicas de Auditoria Assistida por Computador (CAATs). Além dos construtos originais do modelo UTAUT, os autores avaliaram a influência dos construtos autoeficácia, risco percebido, atitude em relação à tecnologia, ansiedade, credibilidade percebida e confiança. Os autores concluíram que risco percebido e ansiedade tem maior relevância no modelo, enquanto fatores sociais se mostrou como de menor influência na intenção de uso. O Quadro 4 apresenta outras pesquisas que aplicaram o modelo UTAUT no contexto de auditoria.

Quadro 4 - Trabalhos empíricos – modelo UTAUT e auditoria

<b>Autores</b>	<b>Objetivo</b>	<b>Construtos adicionados ao modelo UTAUT original</b>	<b>Construtos que mais influenciaram na aceitação e uso da tecnologia avaliada</b>
Alkhwaldi, Alidarous e Alharasis (2024)	Investigar os fatores que afetam a utilização de Blockchain por auditores e contadores.	Eficiência, transparência.	Expectativa de desempenho, influência social, transparência, eficiência.
Deniswara <i>et al.</i> (2021)	Avaliar a percepção de auditores sobre o uso de <i>Big Data</i> .	confiança,	Expectativa de performance, condições facilitadoras, confiança.
Almagrashi <i>et al.</i> (2024)	Avaliar a intenção comportamental de auditores na utilização de Técnicas de Auditoria Assistidas por Computador (CAATs).	confiança, influência organizacional, satisfação.	Expectativa de desempenho, expectativa de esforço, influências sociais e organizacionais, condições facilitadoras, confiança, satisfação.
Mustika, Karlina e Tirka (2023)	Analisar a percepção de auditores independentes em relação à utilização de Técnicas de Auditoria Assistidas por Computador (CAATs).	UTAUT original.	Expectativa de performance.
Majeed e Taha (2023)	Investigar os fatores que afetam a utilização de Blockchain por auditores.	confiança, custo, transparência, segurança e habilidades do auditor.	Habilidades do auditor.
Thottoli e Thomas (2022)	Identificar os desafios dos auditores na utilização de soluções Enterprise Resource Planning (ERP).	UTAUT original.	Todos os construtos se mostraram relevantes.

Fonte: Elaboração própria.

Especificamente em relação à utilização do modelo UTAUT original na avaliação da aceitação de tecnologias de IA na atividade de auditoria, a literatura tem evidenciado limitações quanto à sua adequabilidade a esse contexto. Kelly *et al.* (2023) sustentam que o modelo UTAUT original pode não ser suficiente para explicar os casos em que a interação com a IA demanda maior envolvimento emocional ou depende muito da percepção subjetiva dos usuários. Jiang *et al.* (2024) alertam para outro ponto crítico do modelo UTAUT, já que diferentes aplicações de IA possuem características e expectativas diferentes por parte dos usuários. Dessa forma, categorizar todas as aplicações de IA dentro de um único modelo, como o UTAUT original, pode desconsiderar aspectos contextuais essenciais que influenciam a aceitação. Esses autores defendem que diferentes papéis desempenhados pela IA, seja como provedora de serviços ou substituta de tarefas, têm implicações distintas para a aceitação, as quais não são captadas integralmente no UTAUT original.

Mamonov e Koufaris (2020) utilizaram o UTAUT para avaliar a aceitação de dispositivos em casas inteligentes. Os autores concluíram que o construto expectativa de desempenho teve pouca influência na adoção da tecnologia, além de verificarem que expectativa de esforço não tinha praticamente nenhuma influência. Os autores adicionaram ao modelo UTAUT original o construto *techno-coolness* (tecnologia agradável), o qual teve uma forte influência na intenção do usuário em adotar a tecnologia. O Quadro 5 apresenta estudos adicionais envolvendo a aplicação do modelo UTAUT a soluções de IA, detalhando os construtos adicionados pelos autores.

Já em se tratando da utilização do modelo UTAUT para avaliar a adoção de tecnologias de IA na atividade de auditoria, também se verificam pesquisas que tanto usam o modelo original quanto pesquisas nas quais foram acrescentados novos construtos.

Quadro 5 - Modelo UTAUT e inteligência artificial

<b>Autores</b>	<b>Objetivo</b>	<b>Construtos adicionados ao modelo UTAUT original</b>	<b>Construtos que mais influem na aceitação de uso da tecnologia avaliada</b>
Gansser e Reich (2021)	Investigar fatores que influenciam a aceitação de produtos contendo inteligência artificial no cotidiano.	Saúde, conveniência, sustentabilidade, segurança e inovação pessoal.	Saúde, conveniência, sustentabilidade, segurança, inovação pessoal.
Madigan <i>et al.</i> (2017)	Investigar fatores que influenciam a aceitação de sistemas de transporte público inteligentes.	Motivação hedônica.	Motivação hedônica, expectativa de desempenho, influência social, condições facilitadoras.
Huy <i>et al.</i> (2024)	Explorar fatores que influenciam o uso do ChatGPT (Modelo UTAUT2).	Adequação tecnológica à tarefa, motivação hedônica, confiança, curiosidade.	Expectativa de desempenho, condições facilitadoras, motivação hedônica, adequação

			tecnológica à tarefa, curiosidade.
Araújo, Grilo e Silva (2023)	Adesão a um aplicativo móvel de rastreamento da COVID-19.	Inovação, privacidade, estresse.	Expectativa de desempenho, influência social.

Fonte: Elaboração própria.

Alshouf *et al.* (2024) concluíram que os fatores do modelo UTAUT expectativa de desempenho, expectativa de esforço e fatores sociais influenciam positivamente a adoção de técnicas de inteligência artificial por auditores, sendo essa relação fortalecida pelo moderador disponibilidade de infraestrutura de TI, incluído pelos autores no modelo original. Os autores recomendam que formuladores de políticas de auditoria adotem medidas para ampliar os benefícios da IA, como aumentar a confiabilidade e a segurança dos resultados, reduzir custos e tempo, simplificar o uso das ferramentas e promover treinamento contínuo.

Rikhardsson *et al.* (2022) aplicaram o modelo UTAUT original para identificar que auditores de pequenas e médias empresas veem a inteligência artificial como capaz de aumentar a eficiência, melhorar a qualidade das auditorias e tornar o trabalho mais interessante, destacando que os construtos identificados como mais relevantes foram expectativa de desempenho e a Influência Social. Os autores concluem que a IA tende a complementar as competências humanas, mas pode reforçar a concentração do mercado em grandes firmas. O Quadro 6 ilustra mais exemplos empíricos da aplicação do modelo UTAUT na avaliação da aceitação de tecnologias de IA na atividade de auditoria.

Quadro 6 - Modelo UTAUT, IA e auditoria

<b>Pesquisa</b>	<b>Objetivo</b>	<b>Construtos adicionados ao modelo UTAUT original</b>	<b>Construtos que mais influem na aceitação de uso da tecnologia</b>
Handoko e Liusman (2021)	Investigar a adoção de IA na detecção de fraudes.	Modelo original.	Expectativa de desempenho, condições facilitadoras.
Ali e Rusmanto (2022)	Investigar os fatores que influenciam a aceitação dos auditores externos na adoção de técnicas de IA como prática de denúncia.	Modelo original.	Expectativa de desempenho.
Tritama, Mahaprajna e Leo (2025)	Investigar os fatores que influenciam a adoção de IA entre auditor para alcançar a qualidade de auditoria sustentável.	Motivação hedônica, hábito, valor monetário.	Condições facilitadoras, hábito.
Norzelan, Mohamed e Mohamad (2024)	Investigar a aceitação da tecnologia da inteligência artificial (IA) entre os gestores de unidades financeiras e contábeis no setor de serviços compartilhados.	Atitude, capacidade técnica.	Expectativa de desempenho.

Fonte: Elaboração própria.

Ainda em relação à aceitação de tecnologias na atividade de auditora, Afsay, Tahriri e Rezaee (2023) realizaram metanálise envolvendo vários modelos de aceitação de tecnologia, e identificaram 21 fatores de influência na aceitação de tecnologia por auditores. No estudo, verificou-se que os resultados das pesquisas podem ser influenciados também por diferenças na situação econômica e cultural dos países, nos tipos de auditoria (interna ou externa), no tipo de tecnologia (tradicional ou emergente) e no tamanho da organização.

Os trabalhos apresentados nesta seção vão ao encontro da meta-análise realizada por Blut *et al.* (2022), a qual aponta que a pesquisa com base no UTAUT tem avançado por meio de contribuições incrementais. Os autores argumentam que o modelo se encontra em um estágio de saturação teórica, motivo pelo qual defendem a incorporação de novos preditores capazes de avaliar contextos contemporâneos, como risco percebido, confiança e compatibilidade tecnológica. Esse diagnóstico reforça a necessidade de adaptações conceituais quando o UTAUT é aplicado a tecnologias emergentes, especialmente aquelas baseadas em inteligência artificial.

Nesse sentido, na próxima seção serão discutidas as alterações propostas para o modelo UTAUT aplicado no contexto da presente pesquisa.

#### *2.4.4 Modelo UTAUT adaptado para a pesquisa*

Tem-se que os resultados apresentados nas diversas aplicações do UTAUT, somados às conclusões da meta-análise de Blut *et al.* (2022), indicam que a explicação da intenção comportamental de uso tende a se fortalecer quando o modelo é ampliado com construtos que representem aspectos subjetivos da experiência do usuário. Tais evidências justificam o emprego de um UTAUT estendido nesta pesquisa, incorporando elementos adicionais que tratem das especificidades da auditoria e do uso de ferramentas de IA generativa.

Conforme Commerford *et al.* (2022), apesar da IA trazer diversos benefícios para a atividade de auditoria, para que essas tecnologias sejam efetivamente adotadas pelos auditores, a confiança deve ser considerada como um dos principais fatores, uma vez que envolve a disposição em aceitar recomendações ou subsídios gerados por máquinas.

Uma vantagem da utilização da IA é que ela pode ser usada no tratamento de questões que envolvem decisões complexas em uma velocidade maior do que a possível para os humanos. Contudo, o funcionamento dos algoritmos de IA, em especial os de IA generativa, podem apresentar um funcionamento complexo, tornando difícil de entender como os resultados foram produzidos, até mesmo para seus desenvolvedores (Preece, 2018). A

complexidade da IA pode resultar em falta de transparência, situação que pode diminuir o apoio ou o interesse por uma tecnologia (Wright; Schultz, 2011).

O estabelecimento de confiança entre auditores e sistemas de IA envolve aspectos como desempenho, capacidade de explicar decisões tomadas e frequência de erros cometidos. Em aplicações de IA generativa como o *ChatTCU*, esse desafio se intensifica pela possibilidade de o sistema gerar respostas que parecem humanizadas, levando à percepção de estranheza (*creepiness*) e afetando a aceitação e o uso contínuo da tecnologia (Baek e Kim, 2023).

Almagrashi, Mujalli e Khan (2023) investigaram a intenção dos auditores internos em utilizar técnicas de auditoria assistida por computador (CAATs) no setor público saudita. Nesse estudo, o construto confiança foi incorporado ao modelo UTAUT estendido como um dos principais determinantes comportamentais. Os resultados mostraram que a confiança exerce influência significativa e positiva tanto sobre a intenção de uso quanto sobre a satisfação com as ferramentas, fortalecendo a aceitação dos auditores. Segundo os autores, como os dados financeiros têm em geral natureza sensível, a confiança na precisão e segurança das tecnologias é condição essencial para que os profissionais internalizem seu uso.

De forma semelhante, Deniswara *et al.* (2021) aplicaram o UTAUT para compreender as percepções de auditores da Indonésia em relação ao uso de *big data* em demonstrações financeiras. Os achados demonstraram que, diferentemente de outros construtos do modelo UTAUT, como expectativa de desempenho ou expectativa de esforço, apenas a confiança apresentou efeito positivo e significativo sobre a intenção comportamental. A pesquisa evidenciou assim que, em ambientes caracterizados por alto volume e complexidade de dados, a aceitação de tecnologias emergentes depende fortemente da credibilidade e da percepção de confiabilidade atribuída a essas soluções, reforçando o papel central da confiança como variável explicativa.

No estudo de Majeed e Taha (2023), que analisou a adoção da tecnologia blockchain em bancos governamentais iraquianos, o modelo UTAUT foi expandido com cinco construtos externos, entre eles a confiança no sistema. Os resultados empíricos confirmaram que a confiança, juntamente com a segurança e a transparência, constitui um dos fatores mais determinantes para a intenção dos auditores em adotar a tecnologia blockchain. O estudo reforça que o construto confiança é relevante em contextos de auditoria altamente regulados, nos quais a incorporação de novas tecnologias depende da percepção de integridade e confiabilidade dos sistemas.

Por fim, Huy *et al.* (2024), ao investigarem a adoção de ferramentas de inteligência artificial generativa, com foco no ChatGPT, combinaram o modelo UTAUT2 com a teoria

Task-Technology Fit (TTF). Nesse estudo, a confiança foi inicialmente testada como fator de influência no uso da tecnologia, mas, contrariamente ao esperado, não apresentou efeito significativo. Os autores argumentam que tal resultado pode estar associado à novidade da ferramenta e às incertezas sobre a qualidade e credibilidade das respostas geradas, o que sugere que, em fases iniciais de adoção de tecnologias emergentes, a confiança ainda não exerce papel decisivo. Mesmo assim, os autores destacam que, à medida que a tecnologia amadurece, a confiança tende a se consolidar como determinante da intenção de uso, como apontam evidências em outros estudos (Huy *et al.*, 2024).

Dessa forma, com o objetivo de avaliar a aceitação do aplicativo *ChatTCU* em um contexto de auditoria no TCU, o presente trabalho acrescentou ao modelo UTAUT original o construto confiança.

Além disso, tem-se que, atualmente, os auditores do TCU em geral já têm à sua disposição diversas soluções de IA generativa além do *ChatTCU*, como plataformas comerciais amplamente difundidas (por exemplo, OpenAI ChatGPT, Microsoft Copilot e Google Gemini), além de ferramentas internas de busca e automação que podem, em determinados casos, ser acessadas no ambiente corporativo e desempenhar funções semelhantes ao *ChatTCU*.

A presença de alternativas concorrentes pode influenciar diretamente a aceitação do *ChatTCU*, pois, conforme indicado na literatura sobre adoção tecnológica, a percepção de atratividade de alternativas pode reduzir a intenção de uso de uma tecnologia específica, especialmente quando o usuário tem à sua disposição outras soluções tecnológicas que entende serem mais eficazes, confiáveis ou acessíveis (Bansal; Taylor; St. James, 2005).

Em estudos de comportamento do consumidor e de sistemas de informação, a atratividade de alternativas é compreendida como a percepção de viabilidade e superioridade de soluções concorrentes em relação à tecnologia em uso. Pesquisas clássicas sobre mudança de comportamento demonstraram que a atratividade de alternativas exerce papel de força de “pull”, atraindo usuários para fornecedores concorrentes quando à intenção de troca de serviços (Bansal; Taylor; St. James, 2005).

Em ambientes organizacionais, pesquisas sobre processos de atualização de sistemas evidenciaram que a atratividade de alternativas aumenta a possibilidade dos usuários de migrar para novas soluções, ao reduzir a dependência em relação ao sistema em utilização (Wang; Lin, 2018). Como exemplo, um estudo sobre a adoção de tablet PCs em empresas coreanas mostrou que a forte atratividade de laptops e smartphones comprometeu a aceitação de tablets, reforçando que alternativas percebidas como mais vantajosas podem inibir a difusão de inovações (Kim; Joo; Park, 2017).

Em tecnologias como dispositivos vestíveis de saúde e fitness, verificou-se que a percepção de superioridade de dispositivos concorrentes em termos de funcionalidades e experiência do usuário exerce impacto direto e significativo na intenção de troca, superando inclusive fatores ligados à insatisfação com o dispositivo atual (Chen *et al.*, 2023). Resultados similares foram encontrados em plataformas de vídeo streaming. Nesse caso, a atratividade de alternativas moderou negativamente a relação entre valor percebido e intenção de assinatura, fazendo com que mesmo quando os usuários reconhecem benefícios em determinada plataforma, a presença de opções concorrentes atrativas reduz sua intenção de continuar com a mesma solução (Wu *et al.*, 2025).

Em outros setores comerciais, como o de hotelaria, a atratividade de alternativas foi analisada na substituição do atendimento humano por robôs de serviço, onde constatou-se que a percepção de barreiras de uso, tradição e imagem reduzem a atratividade dos robôs como alternativa ao serviço humano. Ao mesmo tempo, quando os clientes percebem os robôs como alternativa viável, a intenção de uso aumenta significativamente (Lee; Kim, 2022).

Por outro lado, nem sempre esse construto exerce efeito significativo: no caso da adoção da tecnologia de RFID em substituição a códigos de barras, a atratividade da tecnologia tradicional não se mostrou determinante para a intenção de uso contínuo do RFID, sugerindo que seu peso pode variar conforme o estágio de maturidade e consolidação tecnológica do setor (Kim *et al.*, 2013).

Assim, de forma geral, as evidências empíricas apresentadas demonstram que a atratividade de alternativas atua como variável crítica para compreender decisões de adoção de continuidade ou rejeição tecnológica, seja como preditor direto, moderador ou mediador. Decidiu-se assim, na presente pesquisa, incluir o construto no modelo UTAUT adaptado com o objetivo de captar como a existência de soluções concorrentes ao *ChatTCU* influencia a aceitação da ferramenta pelos auditores do TCU.

Na presente pesquisa, optou-se por tratar a atratividade de alternativas de forma inversa, considerando que a existência de outras soluções de inteligência artificial generativa disponíveis aos auditores tenderia a dificultar a aceitação do *ChatTCU*. Isso ocorre porque, quanto maior for a percepção de que ferramentas concorrentes apresentam melhor desempenho, maior facilidade de uso ou maior alinhamento com as necessidades do trabalho, menor será o interesse dos auditores em adotar o *ChatTCU* como recurso institucional. Assim, pressupõe-se que a atratividade percebida de alternativas exerce um efeito negativo sobre a intenção de uso, reduzindo a probabilidade de adoção quando as alternativas são avaliadas como mais vantajosas.

O modelo proposto para a pesquisa incluiu ainda o efeito do construto condições facilitadoras sobre a intenção de uso. No modelo UTAUT original, desenvolvido para o contexto organizacional, o construto condições facilitadoras foi modelado apenas como determinante direto do comportamento de uso, pois nesse ambiente recursos, treinamentos e suporte costumam estar disponíveis de forma relativamente uniforme (Venkatesh *et al.*, 2003).

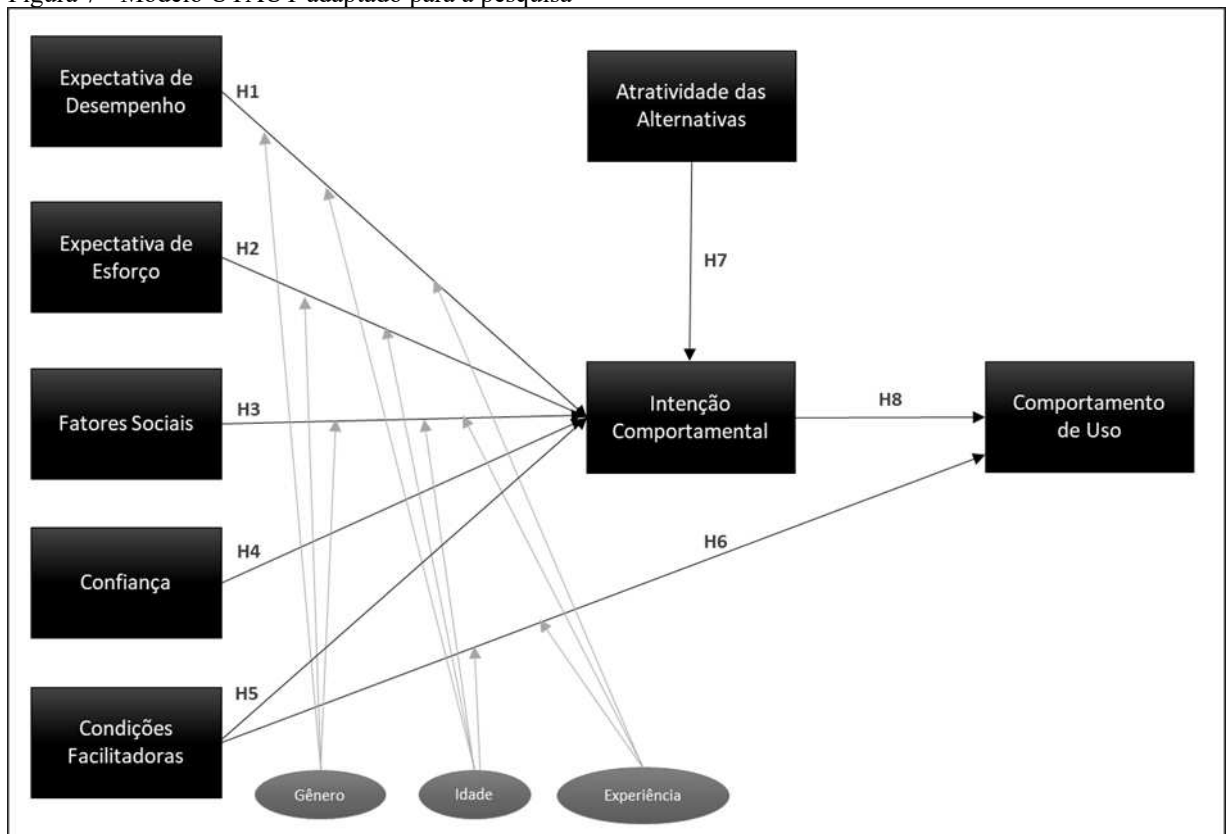
Entretanto, ao adaptar o modelo UTAUT original ao contexto do consumidor, Venkatesh, Thong e Xu (2012) reconheceram que o acesso a tais recursos e apoios varia substancialmente entre indivíduos, influenciando não apenas o uso, mas também a própria intenção de adoção da tecnologia. Nesse caso, as condições facilitadoras passam a desempenhar um papel semelhante ao de controle comportamental percebido, conforme proposto pela Teoria do Comportamento Planejado (Ajzen, 1991), impactando a avaliação prévia do indivíduo sobre sua capacidade de utilizar a tecnologia.

No contexto desta pesquisa, ainda que os auditores do TCU estejam inseridos em um ambiente organizacional, é possível que nem todos se percebam adequadamente apoiados em termos de recursos, treinamento ou suporte técnico para o uso do *ChatTCU*, o que poderia reduzir sua intenção de utilizá-lo. Portanto, considera-se pertinente adotar a hipótese de que as condições facilitadoras influenciam tanto o comportamento de uso, como previsto no UTAUT original, quanto na intenção comportamental, como estabelecido no UTAUT2, adequando o modelo às características específicas do fenômeno investigado no TCU.

Além disso, conforme proposto por Venkatesh *et al.* (2003), o modelo UTAUT contempla, entre suas variáveis moderadoras, a voluntariedade de uso, que busca captar variações no comportamento de adoção de tecnologia em contextos obrigatórios versus facultativos. No presente estudo, o *ChatTCU* está inserido em um ambiente no qual não há exigência institucional para sua utilização, sendo seu uso estritamente opcional para todos os auditores da instituição. Assim, considerando que não existe heterogeneidade quanto à natureza voluntária do uso, optou-se por excluir esse moderador do modelo de pesquisa, evitando a inclusão de uma variável cuja variabilidade é nula e que, portanto, não contribuiria para a explicação do fenômeno investigado.

Dessa forma, com o objetivo de avaliar a aceitação do aplicativo *ChatTCU* por auditores do TCU, o presente trabalho utilizou o modelo UTAUT original acrescido dos construtos confiança e atratividade de alternativas como variáveis preditoras, e sem a utilização do moderador voluntariedade de uso, conforme ilustrado na Figura 7.

Figura 7 - Modelo UTAUT adaptado para a pesquisa



Fonte: Elaborado pelo autor.

Dessa forma, frente ao modelo UTAUT ilustrado na Figura 7, a presente pesquisa buscou avaliar as seguintes hipóteses:

- (i) H1: a expectativa de desempenho influencia positivamente a Intenção Comportamental de uso do *ChatTCU*;
- (ii) H2: a expectativa de esforço influencia positivamente a Intenção Comportamental de uso do *ChatTCU*;
- (iii) H3: os fatores sociais influenciam positivamente a Intenção Comportamental de uso do *ChatTCU*;
- (iv) H4: a confiança influencia positivamente a Intenção Comportamental de uso do *ChatTCU*;
- (v) H5: as condições facilitadoras influenciam positivamente a Intenção Comportamental de uso do *ChatTCU*;
- (vi) H6: as condições facilitadoras influenciam positivamente o comportamento de uso do *ChatTCU*;
- (vii) H7: a atratividade de alternativas influencia negativamente a Intenção Comportamental de uso do *ChatTCU*;
- (viii) H8: A Intenção Comportamental influencia positivamente o Comportamento de Uso do *ChatTCU*.
- (ix) H9: As variáveis moderadoras gênero, idade e experiência influenciam as relações entre os construtos do modelo e a Intenção Comportamental de uso do *ChatTCU*.

O capítulo seguinte detalha os aspectos metodológicos utilizados na pesquisa.

### 3 METODOLOGIA

#### 3.1 Tipologia da pesquisa

A presente pesquisa caracteriza-se como sendo de natureza quantitativa e descritiva. Considera-se quantitativa porque utiliza um instrumento estruturado para coleta de dados numéricos, com o objetivo de mensurar as relações existentes entre variáveis do modelo UTAUT (Creswell, 2014). A pesquisa também é descritiva uma vez que tem o objetivo de detalhar as características do fenômeno estudado, a aceitação da tecnologia *ChatTCU* por auditores do Tribunal de Contas da União (Gil, 2019).

Além disso, tem-se que a pesquisa apresenta natureza transversal, uma vez que seus resultados e conclusões são produtos de uma coleta única dos dados, realizada de 8/9/2025 a 25/9/2025 (Creswell, 2014). A pesquisa também apresenta uma natureza aplicada, pois seus resultados têm o objetivo de gerar conhecimento teórico e prático, trazendo benefícios tanto acadêmicos como também para a administração do TCU na gestão da solução *ChatTCU*.

#### 3.2 População e amostra

A população da pesquisa é composta por um grupo de 1.228 auditores federais de Controle Externo (AUFCs). Tais auditores compõem o total de AUFCs que atuam diretamente na atividade fim do TCU. O grupo envolveu os auditores lotados na secretaria de Controle Externo do TCU e os que atuam nos gabinetes das autoridades do TCU (ministros e procuradores). A amostra caracterizou-se por ser não probabilística por conveniência, considerando tanto auditores que já utilizam a solução *ChatTCU* como os auditores que conhecem e ainda não o utilizam.

Foram obtidas 349 respostas válidas. Conforme Bartlett, Kotrlik e Higgins (2001), para estimar o tamanho mínimo de amostra em populações finitas utiliza-se a seguinte fórmula:

$$n = \frac{Z^2 \cdot p \cdot (1 - p)}{e^2}$$

$$n_{ajustado} = \frac{N \cdot n}{N + n - 1}$$

onde:

- $N$ = tamanho da população (no caso, 1.228 auditores);
- $Z$ = valor crítico da distribuição normal (para 95% de confiança,  $Z = 1,96$ );
- $p$ = proporção estimada da característica de interesse (adota-se o valor conservador  $p = 0,5$ , que maximiza a variância);

- $e$ = erro amostral tolerável (margem de erro de 5%, logo  $e = 0,05$ );
- $n$ = tamanho da amostra inicial assumindo população infinita;
- $n_{ajustado}$ = tamanho mínimo da amostra corrigido para população finita.

Ao aplicar esses parâmetros, obtém-se:

$$n = \frac{1,96^2 \cdot 0,5 \cdot (1 - 0,5)}{0,05^2} \approx 384,16$$

$$n_{ajustado} = \frac{1.228 \cdot 384,16}{1.228 + 384,16 - 1} \approx 293$$

Assim, tem-se que para uma população de 1.228 indivíduos, o tamanho mínimo da amostra é de aproximadamente 293 respostas, considerando nível de confiança de 95% e margem de erro de 5%. Logo, o quantitativo de respostas obtido na pesquisa (349) supera o valor mínimo necessário, garantindo representatividade adequada.

### 3.3 Coleta de dados

Os dados foram coletados no período de 8/9/2025 a 25/9/2025 por meio da aplicação de um *survey* baseado no modelo de pesquisa constante no Quadro 7 - Questionário, com questões elaboradas a partir de Venkatesh *et al.* (2003), Albayati (2024), Wang e Lin (2018), Kim, Joo e Park (2017), e Bansal, Taylor e St. James (2005). O instrumento abordou os construtos expectativa de desempenho, expectativa de esforço, fatores sociais, condições facilitadoras, confiança, atratividade de alternativas, intenção comportamental e comportamento de uso, além dos moderadores gênero, idade e experiência.

Os itens do questionário foram respondidos por meio de uma escala *Likert* de 0 a 10 pontos. O uso da escala *Likert* com onze pontos encontra respaldo em diversos estudos que destacam suas vantagens psicométricas em relação a formatos com menor número de categorias. Tanujaya, Prahmana e Mumu (2023) ressaltam que escalas com até onze pontos apresentam maior sensibilidade e permitem aproximação a medidas contínuas, o que favorece a aplicação de técnicas estatísticas paramétricas.

No *survey* aplicado, a formulação das questões levou em consideração o tempo verbal adequado ao perfil de uso do *ChatTCU* pelo respondente. Dessa forma, para os auditores que já utilizavam a ferramenta, seja de maneira frequente ou esporádica, as perguntas foram redigidas no tempo presente, de modo a refletir a experiência atual de uso. Por outro lado, para aqueles que nunca haviam utilizado o *ChatTCU* ou que apenas o acessaram uma vez com

caráter exploratório, as perguntas foram redigidas no pretérito imperfeito, representando uma condição de uso não consolidada.

O quadro 5 apresenta os construtos e os itens de avaliação do questionário.

Quadro 7 - Questionário

Gênero	(GE) Com qual identidade de gênero você se identifica?	Venkatesh <i>et al.</i> (2003)
Idade	(ID) Por favor, informe a sua idade (em anos completos):	
Experiência	(EX) Há quanto tempo você atua no Controle Externo no TCU (em unidades da Segecex ou Gabinetes)?	
Expectativa de desempenho	(ED1) Eu acho que o <i>ChatTCU</i> seria/é útil ao meu trabalho. (ED2) Usar d <i>ChatTCU</i> me permitiria/ permite realizar tarefas mais rapidamente. (ED3) Usar o <i>ChatTCU</i> aumentaria/aumenta minha produtividade. (ED4) Usar o <i>ChatTCU</i> aumentaria/aumenta a qualidade do meu trabalho.	Venkatesh <i>et al.</i> (2003)
Expectativa de esforço	(EE1) Minha interação com o <i>ChatTCU</i> seria/é clara e de fácil compreensão. (EE2) Seria/É fácil para mim desenvolver habilidades para usar o <i>ChatTCU</i> . (EE3) Eu consideraria/considero o <i>ChatTCU</i> fácil de usar. (EE4) Aprender a utilizar o <i>ChatTCU</i> seria/é fácil para mim.	Venkatesh <i>et al.</i> (2003)
fatores sociais	(FS1) Pessoas no TCU que influenciam meu comportamento acham que eu deveria/devo usar o <i>ChatTCU</i> . (FS2) Pessoas no TCU que são importantes para mim acham que eu deveria/devo usar o <i>ChatTCU</i> . (FS3) Meu gestor direto no TCU entende que eu deveria/devo usar o <i>ChatTCU</i> . (FS4) Em geral, a alta gestão do TCU incentiva o uso do <i>ChatTCU</i> .	
Condições facilitadoras	(CF1) Eu teria/tenho os conhecimentos necessários para usar o <i>ChatTCU</i> no meu trabalho. (CF2) A disponibilidade de treinamento formal sobre o <i>ChatTCU</i> influenciaria/influencia meu interesse no uso dessa tecnologia no meu trabalho. (CF3) Uma pessoa específica (ou grupo). estaria/está disponível para me ajudar em minhas dificuldades no uso do <i>ChatTCU</i> .	
confiança	(CO1) Eu acredito que o <i>ChatTCU</i> seria/é eficaz e seguro no que é projetado para fazer. (CO2) Eu acredito que o <i>ChatTCU</i> me permitiria/permite fazer o que preciso no meu trabalho. (CO3) Eu me preocuparia/preocupo que o <i>ChatTCU</i> possa apresentar resultados incorretos ou enviesados. (CO4) Eu acredito que o <i>ChatTCU</i> é desenvolvido por uma equipe técnica confiável.	Albayati (2024)

atratividade de alternativas	(AA1) Eu teria/tenho à disposição outras ferramentas que poderiam realizar tarefas semelhantes ao <i>ChatTCU</i> no meu trabalho. (AA2) As ferramentas alternativas ao <i>ChatTCU</i> entregariam/entregam resultados melhores que os resultados apresentados pelo <i>ChatTCU</i> . (AA3) Trocar entre outras alternativas e o <i>ChatTCU</i> não exigiria/exige esforço relevante. (AA4) Eu preferiria/prefiro usar uma ferramenta alternativa no lugar do <i>ChatTCU</i> .	Wang; Lin, 2018; Kim; Joo; Park, 2017; Bansal; Taylor; St. James, 2005.
Intenção Comportamental	(IC) Pretendo começar/continuar a usar o <i>ChatTCU</i> no meu trabalho.	Venkatesh <i>et al.</i> (2003)
Comportamento de Uso	(USO) Eu prevejo passar a usar o <i>ChatTCU</i> frequentemente no meu trabalho.	

Fonte: Elaborado pelo autor.

As variáveis intenção comportamental (IC) e comportamento de uso (USO) (Quadro 7) são as variáveis dependentes dos modelos de regressão linear múltipla utilizados na pesquisa, calculados com base nas variáveis independentes expectativa de desempenho (ED, expectativa de esforço (EE), fatores sociais (FS), condições facilitadoras (CF), confiança (CO) e atratividade de alternativas, conforme ilustrado na (Figura 7). As fórmulas correspondentes a cada regressão linear múltipla constam a seguir:

$$1^{\text{a}} \text{ regressão linear múltipla: } IC = \beta_0 + \beta_1 ED + \beta_2 EE + \beta_3 FS + \beta_4 CF + \beta_5 CO + \beta_6 AA + \varepsilon;$$

$$2^{\text{a}} \text{ regressão linear múltipla: } USO = \beta_0 + \beta_1 IC + \beta_2 CF + \varepsilon.$$

### 3.4 Procedimentos estatísticos utilizados

Com o objetivo de se obter uma visão inicial da distribuição das respostas do questionário aplicado, a base de dados foi preparada com a utilização do software SPSS 22.0, onde foi verificada a ocorrência de *outliers*, a codificação das variáveis categóricas, além do cálculo de estatísticas descritivas para as variáveis do modelo.

Em seguida, utilizou-se a técnica da Análise Fatorial Exploratória (AFE). A AFE foi empregada para identificar quais variáveis são realmente importantes no modelo de acordo com a amostra e verificar a disposição dos dados em fatores (Hair *et al.*, 2014). A adequação dos dados à aplicação técnica de AFE foi previamente confirmada pelo teste de esfericidade de Bartlett e pelos valores satisfatórios de Kaiser-Meyer-Olkin (KMO) (Hair *et al.*, 2014). Ressalta-se que foi realizada uma AFE individual para cada construto do modelo, a fim de se verificar a adequação dos itens e a consistência interna das escalas utilizadas.

Na realização da AFE, foram aplicados o estimador *Weighted Least Squares* (WLS), adequado para variáveis ordinais oriundas de escala *Likert* (Hair *et al.*, 2014), e a rotação oblíqua PROMAX, recomendada quando se tem construtos teoricamente relacionados

(Costello; Osbourne, 2005). Após a primeira AFE, as variáveis que apresentaram baixa carga fatorial foram excluídas e uma nova AFE foi realizada para se obter uma estrutura fatorial consistente.

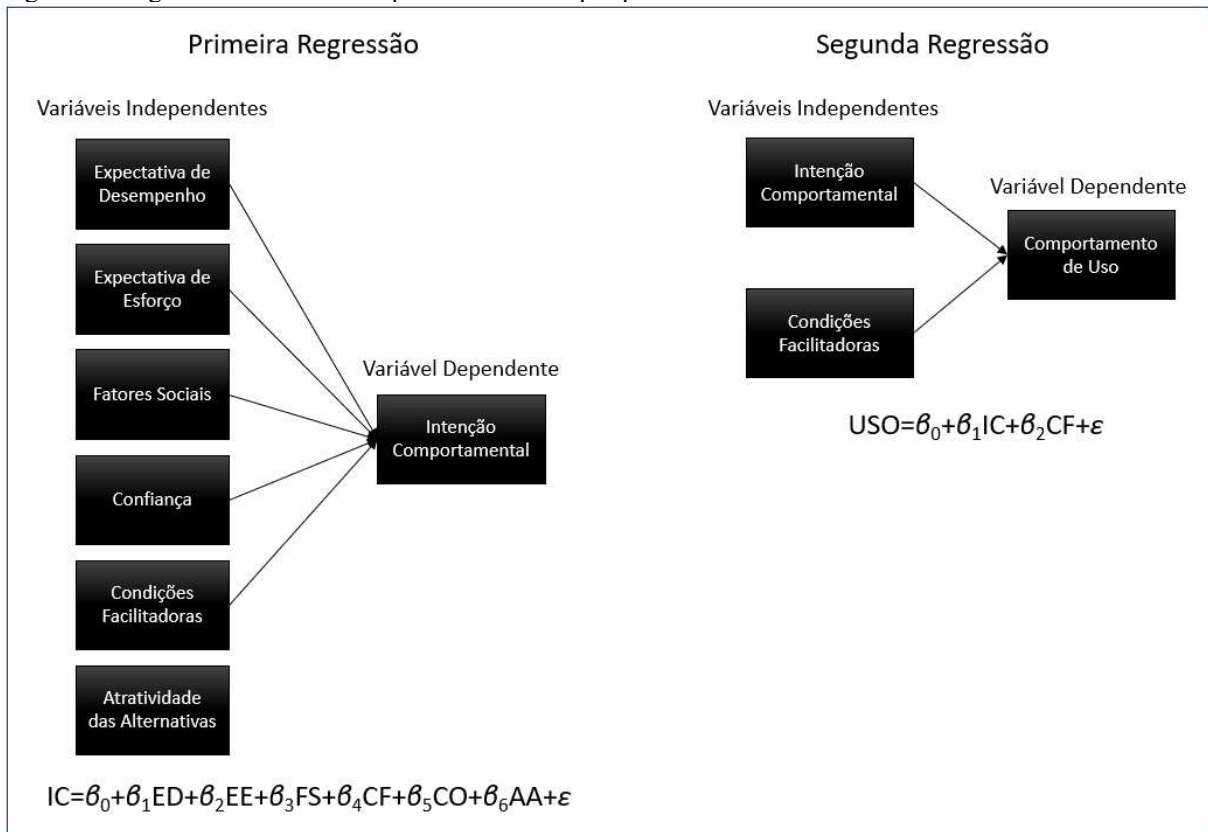
Após a etapa de AFE, a partir do modelo UTAUT adaptado para a pesquisa (Figura 7), partiu-se para a realização de duas regressões lineares múltiplas, uma para cada variável dependente prevista no modelo: Intenção Comportamental e Comportamento de Uso. A separação em dois modelos de regressão teve o objetivo de considerar a lógica estrutural do UTAUT, isolar efeitos específicos em cada etapa do processo de adoção tecnológica e produzir estimativas mais precisas e coerentes com a literatura.

Assim, na primeira regressão linear múltipla os construtos expectativa de desempenho (ED), expectativa de esforço (EE), fatores sociais (FS), condições facilitadoras (CF), confiança (CO) e atratividade de alternativas (AA) foram avaliados como preditores de intenção comportamental (IC). Já a segunda regressão considerou os construtos condições facilitadoras (CF) e Intenção Comportamental (IC) como preditores da variável dependente Comportamento de Uso (USO) (Figura 8). As fórmulas correspondentes a cada regressão linear múltipla são: 1ª regressão:  $IC = \beta_0 + \beta_1 ED + \beta_2 EE + \beta_3 FS + \beta_4 CF + \beta_5 CO + \beta_6 AA + \varepsilon$ ; 2ª regressão:  $USO = \beta_0 + \beta_1 IC + \beta_2 CF + \varepsilon$ .

Antes da realização das regressões, foram avaliados os pressupostos estatísticos para sua realização: testes de Kolmogorov-Smirnov e Shapiro-Wilk para verificar a normalidade dos resíduos; percentual de *outliers*; multicolinearidade e correlação dos resíduos. Após a realização destes testes, uma vez que se verificou a não normalidade dos resíduos, optou-se pelo uso da técnica Bootstrapping com 1.000 reamostragens, técnica essa que fornece estimativas mais robustas em tais condições (Coelho *et al.*, 2018).

Os dois modelos de regressão linear múltipla (Figura 8) foram estimados pelo método *enter*, no qual todas as variáveis independentes são inseridas de forma simultânea no modelo (Hair, 2014). O primeiro modelo de regressão avaliou os determinantes da intenção comportamental e o segundo os preditores do comportamento de uso (Figura 8).

Figura 8 – Regressões lineares múltiplas avaliadas na pesquisa



Fonte: Elaborado pelo autor.

Ao final, foram avaliados os efeitos dos moderadores gênero, idade e experiência por meio da utilização do *General Linear Model (GLM)*, técnica adequada para testar interações entre variáveis contínuas e moderadores categóricos, preservando a variabilidade interna dos grupos analisados (Hair *et al.*, 2014).

## 4 ANÁLISE E DISCUSSÃO DOS RESULTADOS

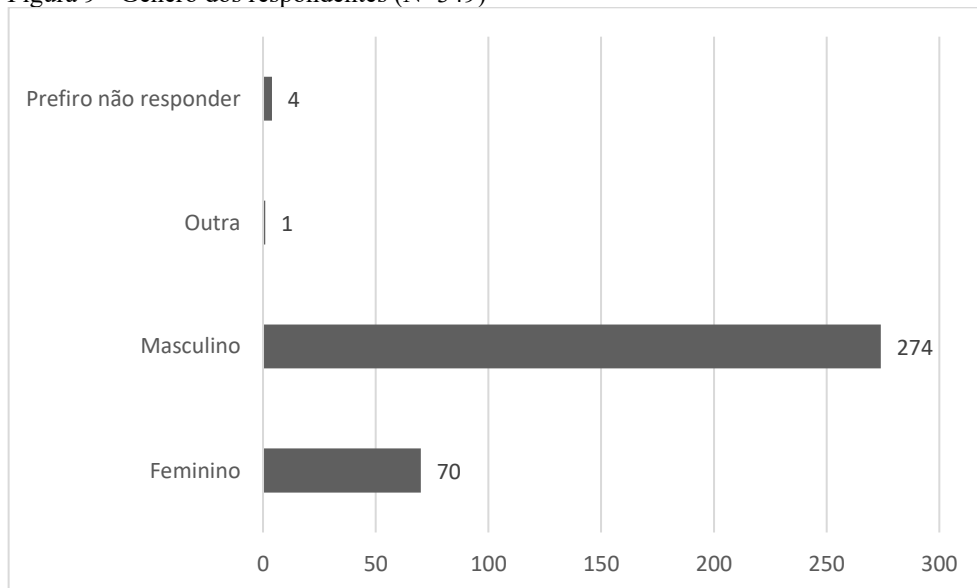
### 4.1 Análise dos dados

#### 4.1.1 Análise descritiva dos dados

Em relação à presença de valores extremos nos dados coletados, verificou-se que a proporção de *outliers* identificada na amostra foi inferior a 5%, percentual considerado metodologicamente aceitável para análises multivariadas (Hair *et al.*, 2014; Field, 2013). Dessa forma, não houve exclusão de registros do banco de dados coletado.

Com o objetivo de levantar os fatores moderadores do modelo UTAUT de avaliação proposto (Figura 7), o questionário aplicado buscou informações quanto a gênero, idade e experiência dos respondentes. Com relação ao gênero, verificou-se na amostra coletada que 72,27% dos respondentes da pesquisa correspondem ao gênero masculino. A Figura 9 ilustra a quantidade de respondentes por gênero informado.

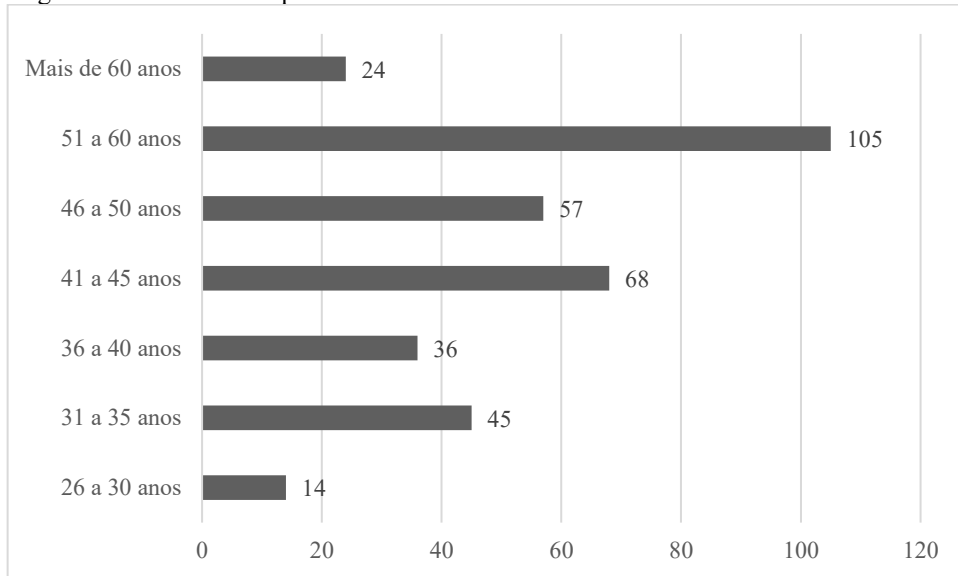
Figura 9 - Gênero dos respondentes (N=349)



Fonte: Elaborado pelo autor.

As respostas referentes à idade evidenciaram que 72,77% estão na faixa etária superior a 40 anos (Figura 10).

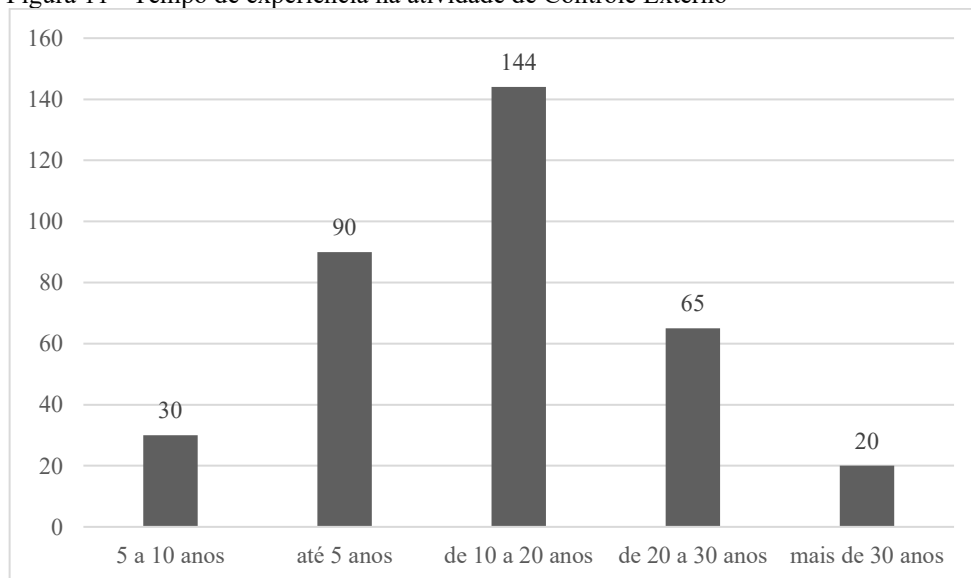
Figura 10 - Idade dos respondentes



Fonte: Elaborado pelo autor

Já, conforme ilustrado na Figura 11, as respostas referentes ao tempo de experiência dos respondentes na atividade de Controle Externo mostram que 65% dos auditores já exercem a atividade há mais de 10 anos.

Figura 11 - Tempo de experiência na atividade de Controle Externo



Fonte: Elaborado pelo autor.

Após os moderadores, passou-se à avaliação estatística dos padrões de respostas referentes aos construtos do modelo UTAUT utilizado na pesquisa (Figura 7).

O construto expectativa de desempenho é definido como o grau pelo qual o indivíduo entende que o uso da nova tecnologia o ajudará a atingir melhores resultados no seu trabalho (Venkatesh *et al.*, 2003). Conforme verificado na Tabela 1, a maioria das respostas a todas as variáveis que compõem o construto mostraram-se elevadas (7 a 10), com médias

variando de 6,99 a 7,40, indicando que os auditores acreditam positivamente que o *ChatTCU* pode melhorar seu desempenho em suas atividades de controle externo. A variável ED4 (Tabela 1) apresentou a menor média do grupo, sugerindo que os auditores acreditam que o *ChatTCU* tem mais impacto na produtividade do que na qualidade do trabalho. Os desvios-padrão próximos de 2,4 indicaram uma variação moderada nas respostas.

Tabela 1 – Expectativa de desempenho – Perfil das Respostas

Variável	Respostas - Escala Likert (n=349)											Média	Desvio Padrão
	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10		
(ED1) Eu acho que o <i>ChatTCU</i> seria/é útil ao meu trabalho	4	5	7	13	13	29	27	54	69	44	84	7,40	2,38
(ED2) Usar d <i>ChatTCU</i> me permitiria/ permite realizar tarefas mais rapidamente.	4	6	8	5	18	31	27	45	77	56	72	7,40	2,34
(ED3) Usar o <i>ChatTCU</i> aumentaria/aumenta minha produtividade.	8	4	7	10	15	37	29	50	72	47	70	7,21	2,43
(ED4) Usar o <i>ChatTCU</i> aumentaria/aumenta a qualidade do meu trabalho.	8	9	6	10	12	37	34	60	77	43	53	6,99	2,42

Fonte: Elaborado pelo autor.

Segundo Venkatesh *et al.* (2003), o construto expectativa de esforço reflete o grau de facilidade associado à utilização da tecnologia. As respostas ao questionário referentes apontaram que, à exemplo do construto expectativa de desempenho, há uma avaliação positiva dos auditores do TCU quanto à facilidade de utilização da solução *ChatTCU*, com médias próximas à 7,4 e desvio padrão próximos a 2,14 (Tabela 2). Tem-se que a maior média foi verificada na variável EE4, que verifica quão fácil o auditor entende que é aprender a utilizar a solução.

Tabela 2 - Expectativa de esforço - Perfil das respostas

Variável	Respostas - Escala Likert (n=349)											Média	Desvio Padrão
	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10		
(EE1) Minha interação com o <i>ChatTCU</i> seria/é clara e de fácil compreensão.	8	4	5	9	12	39	40	50	89	50	43	7,07	2,26
(EE2) Seria/É fácil para mim desenvolver habilidades para usar o <i>ChatTCU</i> .	6	3	3	13	12	36	34	61	89	38	54	7,17	2,2

(EE3) Eu consideraria/ considero o <i>ChatTCU</i> fácil de usar.	4	4	3	7	9	30	29	63	89	53	58	7,45	2,08
(EE4) Aprender a utilizar o <i>ChatTCU</i> seria/é fácil para mim.	4	3	2	2	8	36	24	59	82	59	70	7,65	2,03

Fonte: Elaborado pelo autor.

O construto fatores sociais é definido por Venkatesh *et al.* (2003) como o grau que o indivíduo percebe que pessoas importantes da organização entendem que ele deve utilizar o sistema. Conforme se verifica na Tabela 3, as respostas dos auditores do TCU mantiveram o padrão positivo já encontrado nos construtos expectativa de desempenho e expectativa de esforço, com médias próximas de 6,7, apresentando desvios padrões próximos de 2,9. A variável FS4 obteve a maior média dentro do construto (7,27), evidenciando a relevância que a gestão do TCU tem ao incentivar o uso da ferramenta.

Tabela 3 – Fatores sociais – Perfil das respostas

Variável	Respostas - Escala Likert (n=349)											Média	Desvio Padrão
	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10		
(FS1) Pessoas no TCU que influenciam meu comportamento acham que eu deveria/devo usar o <i>ChatTCU</i> .	27	9	11	11	8	53	19	53	53	33	72	6,55	3,02
(FS2) Pessoas no TCU que são importantes para mim acham que eu deveria/devo usar o <i>ChatTCU</i> .	32	8	11	9	8	53	25	49	50	36	68	6,45	3,07
(FS3) Meu gestor direto no TCU entende que eu deveria/devo usar o <i>ChatTCU</i> .	30	11	8	14	8	52	24	35	49	40	78	6,54	3,14
(FS4) Em geral, a alta gestão do TCU incentiva o uso do <i>ChatTCU</i> .	13	4	8	12	7	39	21	39	74	52	80	7,27	2,62

Fonte: Elaborado pelo autor.

O construto condições facilitadoras representa o grau em que um indivíduo acredita que existe uma infraestrutura organizacional e técnica para suportar o uso do sistema (Venkatesh *et al.* 2003) e teve médias entre 5,15 e 7,46 e desvios-padrão em torno de 3,0, indicando uma maior variabilidade nas percepções dos respondentes em relação aos construtos anteriores. A variável CF1 (Tabela 4) exibe a maior média (7,46) e uma concentração de respostas altas (8 a 10), indicando boa percepção de disponibilidade de recursos e suporte técnico. Já as variáveis CF2 e CF3 apresentam médias mais baixas e maior dispersão, sugerindo avaliações mais divididas quanto à infraestrutura, compatibilidade tecnológica e suporte organizacional.

Tabela 4 - Condições facilitadoras – Perfil das respostas

Variável	Respostas - Escala Likert (n=349)											Média	Desvio Padrão
	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10		
(CF1) Eu teria/tenho os conhecimentos necessários para usar o <i>ChatTCU</i> no meu trabalho.	6	2	5	6	7	28	37	59	81	57	61	7,46	2,13
(CF2) A disponibilidade de treinamento formal sobre o <i>ChatTCU</i> influenciaria/influencia meu interesse no uso dessa tecnologia no meu trabalho.	28	8	18	24	13	42	36	44	50	37	49	6,09	3,02
(CF3) Uma pessoa específica (ou grupo). estaria/está disponível para me ajudar em minhas dificuldades no uso do <i>ChatTCU</i> .	44	10	28	15	20	77	29	38	41	17	30	5,15	3,01

Fonte: Elaborado pelo autor.

O construto confiança pode ser definido como a crença de um indivíduo de que uma tecnologia ou sistema pode ser considerado confiável para funcionar conforme o esperado e proteger seus interesses (Albayat, 2024). As respostas apresentadas para as quatro variáveis desse construto revelaram uma tendência positiva geral (CO1, CO2 e CO4), mas com viés negativo trazida pela variável CO3 (média 8,65 e desvio padrão 1,92), a qual busca medir o nível de preocupação do auditor com os erros do *ChatTCU* (Tabela 5). Ou seja, os dados coletados para o construto sugeriram que os auditores confiam na ferramenta enquanto sistema útil e legítimo, mas ainda têm preocupações em relação à sua infalibilidade ou rigor técnico.

Tabela 5 - confiança – Perfil das respostas

Variável	Respostas - Escala Likert (n=349)											Média	Desvio Padrão
	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10		
(CO1) Eu acredito que o <i>ChatTCU</i> seria/é eficaz e seguro no que é projetado para fazer.	8	12	13	11	12	42	37	68	70	39	37	6,61	2,48
(CO2) Eu acredito que o <i>ChatTCU</i> me permitiria/permite fazer o que preciso no meu trabalho.	16	7	15	26	22	38	50	71	55	26	23	6	2,54
(CO3) Eu me preocuparia/preocupo que o <i>ChatTCU</i> possa apresentar resultados incorretos ou enviesados.	2	2	4	6	1	11	14	21	50	79	159	8,65	1,92
(CO4) Eu acredito que o <i>ChatTCU</i> é desenvolvido por uma equipe técnica confiável.	3	0	1	0	2	20	8	29	62	83	141	8,64	1,7

Fonte: Elaborado pelo autor.

O construto atratividade de alternativas foi acrescentado ao modelo UTAUT original com o objetivo de avaliar a percepção dos auditores do TCU quanto à existência e atratividade de outras soluções tecnológicas similares ou melhores do que o *ChatTCU* que poderiam ser utilizadas no ambiente de trabalho. De forma geral, o nível médio das respostas (médias entre 6,29 e 7,72, com desvios padrão em torno de 2,6 a 3,1) indicaram uma tendência à neutralidade ou leve resistência à substituição da eventual ferramenta alternativa pelo *ChatTCU* (Tabela 6).

Tabela 6 - Atratividade de alternativa – Perfil das respostas

Variável	Respostas - Escala Likert (n=349)											Média	Desvio Padrão
	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10		
(AA1) Eu teria/tenho à disposição outras ferramentas que poderiam realizar tarefas semelhantes ao <i>ChatTCU</i> no meu trabalho.	15	1	8	8	8	30	20	31	45	56	127	7,72	2,71
(AA2) As ferramentas alternativas ao <i>ChatTCU</i> entregariam/entregam resultados melhores que os resultados apresentados pelo <i>ChatTCU</i> .	10	3	8	14	6	56	21	34	57	57	83	7,25	2,59
(AA3) Trocar entre outras alternativas e o <i>ChatTCU</i> não exigiria/exige esforço relevante.	12	1	13	14	11	51	21	35	68	50	73	7,05	2,64
(AA4) Eu preferiria/prefiro usar uma ferramenta alternativa no lugar do <i>ChatTCU</i> .	28	4	17	21	13	67	22	27	38	38	74	6,29	3,1

Fonte: Elaborado pelo autor.

Frente ao exposto, de um modo geral, tem-se que a análise descritiva dos dados permite a visualização das percepções dos auditores do TCU em relação aos construtos do modelo UTAUT estendido utilizado na pesquisa. Os dados evidenciaram que as respostas mostraram tendência a se concentrarem nas faixas superiores da escala *Likert*, indicando, em média, níveis de resposta mais elevados e homogêneos relacionados aos construtos expectativa de desempenho, expectativa de esforço e confiança no *ChatTCU*. Verificou-se também percepções favoráveis dos auditores relacionadas aos construtos fatores sociais e condições facilitadoras. Por outro lado, atratividade de alternativas apresentou médias mais moderadas, sugerindo que, embora existam outras ferramentas disponíveis, os auditores entendem que elas não são percebidas como superiores ou mais vantajosas.

#### 4.1.2 Análise fatorial exploratória

Foi realizada análise fatorial exploratória (AFE) individual para cada construto do modelo, com o objetivo de se verificar a adequação dos itens e a consistência interna das escalas utilizadas. Para fins de apresentação dos resultados e visando facilitar a visualização, optou-se por consolidar as informações em duas tabelas: a primeira contendo todos os itens originais de cada construto agrupado em seis fatores (um fator para cada construto) (Tabela 8), e a segunda apresentando apenas os itens mantidos após a exclusão daqueles com cargas fatoriais inferiores ao valor de corte estabelecido (Tabela 10). Ressalta-se que as AFEs realizadas não incluem as variáveis dependentes intenção comportamental e comportamento de uso, pois elas possuem apenas uma variável observável.

A adequação dos dados para a realização da AFE foi avaliada por meio do teste de esfericidade de Bartlett e da medida de Kaiser-Meyer-Olkin (KMO) (Tabela 7). O teste de Bartlett foi significativo ( $p < 0,01$ ), indicando que a matriz de correlações não é uma matriz identidade e, portanto, que há correlações suficientes entre as variáveis para justificar a aplicação da AFE. A medida de adequação da amostra KMO foi de 0,86, valor considerado adequado (Hair *et al.*, 2014).

Tabela 7 - Testes de adequação da amostra e pressupostos da 1ª AFE.

Testes	Valores
KMO	0,86
Teste de Bartlett	0,001

Fonte: Elaborado pelo autor.

Esses resultados atestaram a validade dos pressupostos necessários para a condução da AFE. Assim, prosseguiu-se para os resultados da primeira AFE individual agrupada na Tabela 8.

Tabela 8 – 1ª AFE

	Fator 1	Fator 2	Fator 3	Fator 4	Fator 5	Fator 6	Uniqueness	Comunalidade
ED3	0,957						0,084	0,916
ED2	0,949						0,1	0,900
ED4	0,91						0,171	0,829
ED1	0,868						0,247	0,753
EE4		0,899					0,192	0,808
EE3		0,862					0,257	0,743
EE2		0,844					0,287	0,713
EE1		0,738					0,456	0,544
FS2			0,968				0,063	0,937
FS1			0,951				0,096	0,904

FS3	0,889		0,21	0,790
FS4	0,693		0,52	0,480
CF1		0,28	0,867	0,133
CF2		0,512	0,738	0,262
CF3		0,836	0,301	0,699
CO1		0,988	0,009	0,993
CO2		0,792	0,373	0,627
CO4		0,49	0,76	0,240
CO3		0,3	0,82	0,180
AA2			0,955	0,088
AA4			0,813	0,339
AA1			0,772	0,404
AA3			-0,5	0,707

Fonte: Elaborado pelo autor com o auxílio do software JASP.

Com base nos resultados da Tabela 8 – 1ª AFE, observou-se que as variáveis contínuas foram agrupadas em seis fatores. Além disso, os resultados indicaram a necessidade de ajustes no modelo. De acordo com a literatura (Hair *et al.*, 2014), variáveis que apresentarem carga fatorial baixa ( $< 0,4$ ) devem ser excluídas, uma vez que não contribuem de forma significativa para a definição do fator ao qual foram atribuídas, e uma nova AFE deve ser realizada. Neste sentido, as variáveis CF1, CO3 e AA3 foram retiradas do modelo.

A adequação dos dados para a realização da segunda AFE foi novamente avaliada por meio do teste de esfericidade de Bartlett e da medida de KMO (Tabela 9). O teste de Bartlett foi significativo ( $p < 0,01$ ), indicando que a matriz de correlações não é uma matriz identidade e, portanto, que há correlações suficientes entre as variáveis para justificar a aplicação da AFE. A medida de adequação da amostra KMO foi de 0,90, valor considerado adequado (Hair *et al.*, 2014).

Tabela 9 - Testes de adequação da amostra e pressupostos da 2ª AFE.

Testes	Valores
KMO	0,90
Teste de Bartlett	0,001

Fonte: Elaborado pelo autor.

Prosseguiu-se para os resultados da segunda AFE individual agrupada na Tabela 10.

Tabela 10 – 2ª AFE

	Fator 1	Fator 2	Fator 3	Fator 4	Fator 5	Fator 6	Unicidade	Comunalidade
ED3	0,957						0,084	0,916
ED2	0,949						0,100	0,900
ED4	0,91						0,171	0,829
ED1	0,868						0,247	0,753
EE4		0,899					0,192	0,808
EE3		0,862					0,257	0,743

EE2	0,844		0,287	0,713
EE1	0,738		0,456	0,544
FS2	0,968		0,063	0,937
FS1	0,951		0,096	0,904
FS3	0,889		0,21	0,790
FS4	0,693		0,52	0,480
CF2		0,654	0,572	0,429
CF3		0,652	0,571	0,428
CO1		0,996	0,008	0,992
CO2		0,785	0,384	0,616
CO4		0,49	0,660	0,340
AA2		0,955	0,088	0,912
AA4		0,813	0,339	0,661
AA1		0,728	0,47	0,530

Fonte: Elaborado pelo autor com o auxílio do software JASP.

Os resultados da Tabela 10 indicaram que todas as variáveis apresentaram carga fatorial satisfatória maior que 0,40, o que permitiu as análises de regressão linear múltiplas a seguir.

#### 4.1.3 Regressões lineares múltiplas

Antes de realizar as regressões lineares múltiplas, foram conduzidos testes para avaliar pressupostos da regressão linear múltipla. Inicialmente, os resíduos dos dados foram submetidos a testes de normalidade para verificar se seguiam uma distribuição normal. A aplicação dos testes de Kolmogorov-Smirnov e Shapiro-Wilk revelou que os resíduos de todas as variáveis apresentaram valores de  $p$  inferiores a 0,05, indicando a falta de normalidade nos resíduos. Além disso, o número de *outliers* da amostra ficou abaixo de 5%, não havendo necessidade de exclusão de dados da amostra.

Tabela 11 apresenta os resultados do teste de normalidade.

Tabela 11 - Testes de normalidade

Variável	Kolmogorov-Smirnov	Shapiro-Wilk
	Sig.	Sig.
USO	0,000	0,000
ED	0,000	0,000
E	0,000	0,000
F	0,000	0,000
CF	0,000	0,000
CO	0,000	0,000
AA	0,000	0,000
IC	0,000	0,000

Fonte: Elaborado pelo autor.

Ressalta-se que, para a realização das regressões lineares múltiplas, foi calculada a média dos construtos por meio dos seus respectivos indicadores observáveis. Essa agregação foi realizada com o objetivo de se obter uma única medida representativa de cada construto, permitindo a aplicação adequada dos testes de regressão linear múltipla.

Conforme ilustrado na Figura 8 – Regressões lineares múltiplas avaliadas na pesquisa, a primeira regressão teve o objetivo de investigar em que medida os fatores expectativa de desempenho (ED), expectativa de esforço (EE), fatores sociais (FS), condições facilitadoras (CF), confiança (CO) e atratividade de alternativas (AA) influenciam nos níveis de intenção comportamental (IC) dos auditores do TCU em relação ao aplicativo *ChatTCU*. A Tabela 12 apresenta as estatísticas de ajustes da primeira regressão, onde IC é a variável dependente.

Tabela 12 - Estatísticas de ajuste da 1ª regressão linear múltipla

Modelo	R	R <sup>2</sup>	R <sup>2</sup> ajustado	Erro padrão da estimativa	Durbin-Watson	Significância
1	0,792 <sup>a</sup>	0,627	0,621	1,7017	1,967	0,00

Fonte: Elaborado pelo autor com o auxílio do software SPSS 22.

Com base nos resultados apresentados na Tabela 12, observa-se que o R<sup>2</sup> ajustado possui valor de 0,621, informando assim que o modelo da primeira regressão explica 62,1% da variância da variável dependente intenção comportamental. Além disso, de acordo com Field (2013), os valores de Durbin-Watson próximos a 2 indicaram que não há autocorrelação significativa nos resíduos do modelo de regressão. Ademais, o modelo de regressão foi considerado estatisticamente significativo ( $p < 0,05$ ). A seguir, a Tabela 13 apresenta os resultados dos coeficientes da regressão para a variável dependente intenção comportamental.

Tabela 13 - Coeficientes - 1ª regressão linear múltipla - Intenção Comportamental (IC)

Modelo	Coeficientes padronizados	Erro Padrão	Sig. (2 extremidades)	Bootstrap <sup>a</sup>		VIF
				BCa 95% de Intervalo de Confidência Inferior	Superior	
(Constante)	-0,411	0,421	0,332	-1,170	0,435	
ED	0,634	0,073	0,001	0,484	0,773	2,772
EE	0,028	0,073	0,684	-0,124	0,173	1,784
FS	0,195	0,052	0,002	0,096	0,303	1,738
CF	-0,058	0,041	0,176	-0,135	0,031	1,493
CO	0,248	0,082	0,003	0,085	0,407	2,638
AA	0,126	0,045	0,006	0,037	0,208	1,078

Fonte: Elaborado pelo autor com o auxílio do software SPSS 22.

Conforme pode ser visto na Tabela 13, o construto que mais fortemente impactou os níveis de intenção comportamental foi expectativa de desempenho (ED) ( $\beta = 0,634$ ,  $p < 0,01$ ). Os construtos confiança ( $\beta = 0,248$ ;  $p = 0,082$ ), fatores sociais ( $\beta = 0,195$ ;  $p = 0,052$ ) e atratividade de alternativas ( $\beta = 0,126$ ;  $p = 0,045$ ) também se mostraram de influência significativa, porém menor. Verificou-se também que as únicas variáveis que não impactaram os níveis de intenção comportamental foram expectativa de esforço (EE) ( $\beta = 0,028$ ,  $p > 0,005$ ) e condições facilitadoras (CF) ( $\beta = -0,058$ ,  $p > 0,05$ ). Por fim, os valores do Fator de Inflação da Variância (VIF) abaixo de 10, conforme apresentados para cada variável na Tabela 13, indicaram que não houve multicolinearidade entre as variáveis.

Frente ao exposto, a partir dos resultados obtidos para a primeira regressão (tabelas Tabela 12 - Estatísticas de ajuste da 1ª regressão linear múltipla e Tabela 13), constatou-se que, em relação à variável dependente intenção comportamental, as hipóteses H1, H3 e H4 não puderam ser rejeitadas e as hipóteses H2, H5 e H7 foram rejeitadas, conforme detalhado na Tabela 14.

Tabela 14 - Avaliação das hipóteses referentes à primeira regressão linear múltipla

Hipóteses	Coefficiente	P value	Resultados
H1: expectativa de desempenho influencia positivamente Intenção Comportamental	0,634	0,001	Hipótese não pode ser rejeitada
H2: expectativa de esforço influencia positivamente Intenção Comportamental	0,028	0,684	Hipótese rejeitada
H3: fatores sociais influencia positivamente Intenção Comportamental	0,195	0,002	Hipótese não pode ser rejeitada
H4: confiança influencia positivamente Intenção Comportamental	0,248	0,003	Hipótese não pode ser rejeitada
H5: condições facilitadoras influencia positivamente Intenção Comportamental	-0,058	0,176	Hipótese rejeitada
H7: Atratividade das alternativas influencia negativamente Intenção Comportamental	0,126	0,006	Hipótese rejeitada

Fonte: Elaborado pelo autor.

Em seguida foi realizada a segunda análise de regressão (Figura 8), a qual teve como variável dependente comportamento de uso (USO) e variáveis preditoras intenção Comportamental (IC) e fatores sociais (FS). A Tabela 15 apresenta as estatísticas de ajustes referentes à segunda regressão.

Tabela 15 - Estatísticas de ajuste do modelo regressão linear múltipla – 2ª regressão

Modelo	R	R <sup>2</sup>	R <sup>2</sup> ajustado	Erro padrão da estimativa	Durbin-Watson	Significância
2	0,486 <sup>a</sup>	0,237	0,232	1,0445	1,976	0,00

Fonte: Elaborado pelo autor com o auxílio do software SPSS 22.

Com base nos resultados apresentados na Tabela 15, observa-se que o  $R^2$  ajustado possui valor de 0,232; em outras palavras, o modelo da 2ª regressão explica 23,2% da variância do comportamento de uso. Além disso, de acordo com Field (2013), os valores de Durbin-Watson próximos a 2 indicam que não há autocorrelação significativa nos resíduos do modelo de regressão. O modelo de regressão foi considerado estatisticamente significativo ( $p < 0,05$ ). Na sequência, a Tabela 16 demonstra os resultados dos coeficientes da regressão para a variável dependente Comportamento de Uso.

Tabela 16 - Coeficientes da 2ª regressão linear múltipla - Comportamento de Uso (USO)

Modelo 2	Coeficientes padronizados <i>b</i>	Erro Padrão	Sig. (2 extremidades)	Bootstrap <sup>a</sup>		VIF
				BCa 95% de Intervalo de Confidência		
				Inferior	Superior	
(Constante)	1,128	0,142	0,001	0,849	1,422	
CF	-0,08	0,023	0,001	-0,127	-0,033	1,173
IC	0,227	0,019	0,001	0,191	0,265	1,173

Fonte: Elaborado pelo autor com o auxílio do software SPSS 22.

Na Tabela 16, a variável que mais fortemente impactou os níveis de comportamento de uso foi intenção comportamental (IC) ( $\beta = 0,227$ ,  $p < 0,01$ ). Apesar de influenciar de forma significativa, ressalta-se que a variável condições facilitadoras (CF) impacta negativamente o comportamento de uso e tem um menor grau de influência ( $\beta = -0,08$ ,  $p < 0,01$ ). Ainda de acordo com a tabela acima, os valores do VIF abaixo de 10 indicam que não houve multicolinearidade entre as variáveis.

A Tabela 17 apresenta a avaliação das hipóteses relacionadas à segunda regressão, com base nos valores obtidos nas tabelas Tabela 15 e Tabela 16, supra. Verifica-se que a hipótese H8 não pôde ser rejeitada, enquanto a hipótese H6 foi rejeitada, uma vez que a variável condições facilitadoras apresentou efeito significativo, porém negativo sobre o uso efetivo do *ChatTCU*.

Tabela 17 - Avaliação das hipóteses referentes à segunda regressão linear múltipla

Hipóteses	Coefficiente	P value	Resultados
H6: condições facilitadoras influencia positivamente Comportamento de uso do <i>ChatTCU</i>	-0,08	0,001	Hipótese rejeitada
H8: Intenção Comportamental influencia positivamente Comportamento de uso	0,227	0,001	Hipótese não pode ser rejeitada

#### 4.1.4 General Linear Model (GLM)

Após a análise das regressões lineares múltiplas para investigar quais fatores influenciam nas variáveis dependentes intenção comportamental e comportamento de uso, procedeu-se à avaliação dos efeitos moderadores das variáveis Gênero, Idade e Experiência, conforme previsto no modelo UTAUT adaptado para a pesquisa (Figura 7). Para isso, utilizou-se o *General Linear Model* (GLM), cujos resultados são apresentados na Tabela 18.

Tabela 18 - General linear model (GLM) para a variável Intenção Comportamental

<b>Interação</b>	<b>Z</b>	<b>sig</b>
ED * Gênero	0,776	0,777
ED * Idade	1,230	0,147
ED * Experiência	0,948	0,652
EE * Gênero	1,423	0,22
EE * Idade	0,8	0,866
FS * Gênero	1,287	0,012
FS * Idade	1,177	0,233
FS * Experiência	1,195	0,154
CF * Idade	0,866	0,789
CF * Experiência	1,13	0,26

Fonte: Elaborado pelo autor com o auxílio do software SPSS 22.

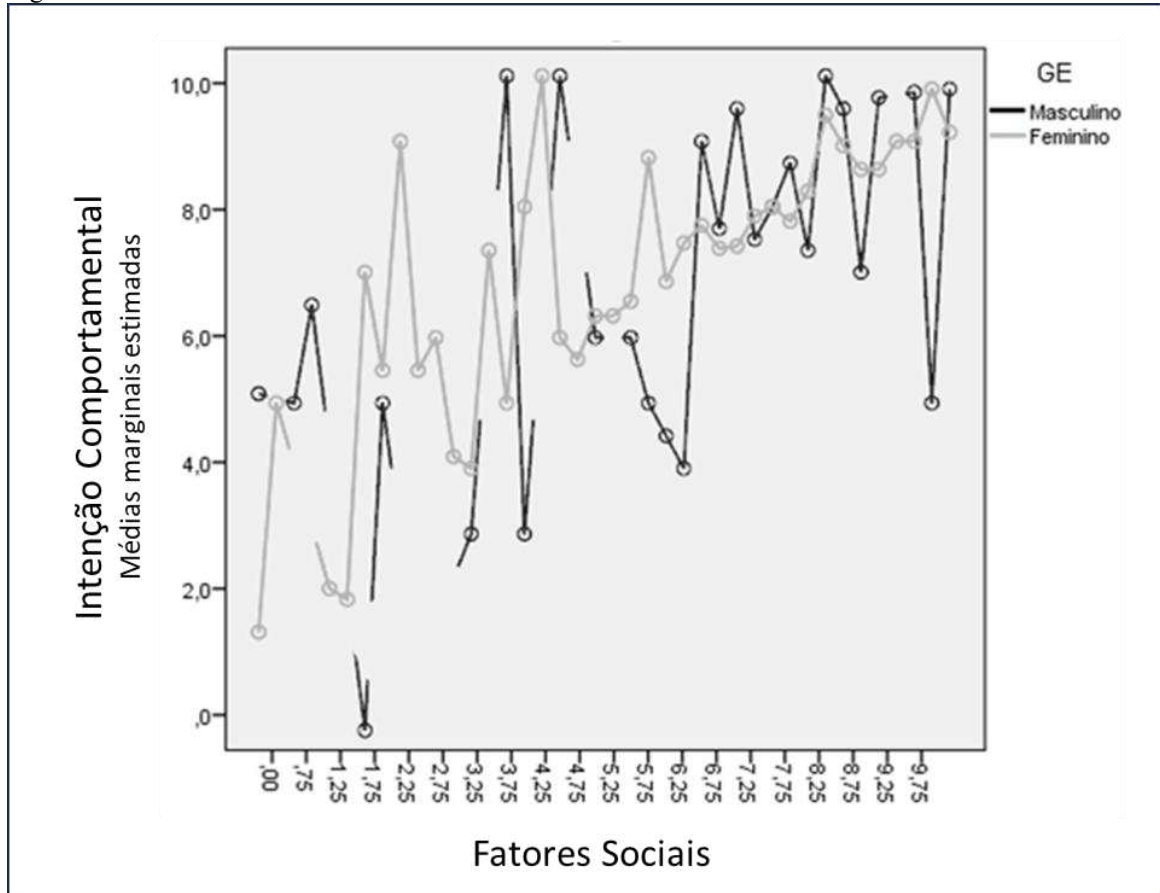
Conforme Field (2013), na aplicação do GLM, o efeito do moderador sobre uma variável independente pode ser considerado significativo quando apresenta valor inferior a 0,05. Dessa forma, com base nos resultados na Tabela 18, pode-se observar que o gênero modera fortemente a relação entre fatores sociais (FS) e intenção comportamental (sig = 0,012).

A Figura 12 ilustra o efeito do moderador gênero sobre o construto fatores sociais. O eixo horizontal representa os valores do construto fatores sociais, distribuídos ao longo de sua escala (0-10), e o eixo vertical apresenta as médias marginais estimadas ajustadas pelo GLM para a variável dependente intenção comportamental. Verificou-se no gráfico que as médias marginais estimadas indicaram que as mulheres apresentaram, consistentemente, valores mais elevados do que os homens para praticamente todos os níveis do construto fatores sociais. Além disso, a inclinação da curva feminina mais pronunciada sugere que os incrementos no nível de fatores sociais estão associados a variações maiores na variável dependente entre as mulheres. Ou seja, diante do mesmo grau de influência social percebida, as participantes do sexo feminino tendem a responder com maior incremento na intenção de uso do *ChatGPT*.

Com relação às demais relações Moderador x Construto previstas no modelo UTAUT da pesquisa (Figura 7 - Modelo UTAUT adaptado para a pesquisa), conforme se

verifica nos valores de significância na Tabela 18, não foi constatada nos dados analisados nenhuma outra relação significativa.

Figura 12 – Influência do moderador Gênero x fatores sociais



Fonte: Elaborado pelo autor com o auxílio do software SPSS 22.

Em resumo, a análise dos dados realizada evidenciou que, no modelo avaliado na pesquisa, com relação à variável dependente intenção comportamental, o preditor expectativa de desempenho apresentou o maior coeficiente significativo e positivo, apontando ser esse o principal determinante da intenção de usar o *ChatTCU*. Além dele, os construtos confiança, fatores sociais, e atratividade das alternativas também exerceram influência significativa e positiva sobre a intenção comportamental. Os construtos expectativa de esforço e condições facilitadoras não apresentaram significância suficiente para evidenciar sua influência na intenção do auditor em utilizar o *ChatTCU*.

Já em relação à variável dependente comportamento de uso, a análise estatística constatou que o construto intenção comportamental apresentou influência significativa e positiva, enquanto condições facilitadoras teve influência significativa e negativa, porém baixa.

Quanto à força explicativa dos modelos estimados, observa-se que, para a variável dependente intenção comportamental (1ª regressão), o modelo obtido explicou 62,1% da

variância ( $R^2$  ajustado = 0,621), conforme apresentado na Tabela 12. Esse resultado é consistente com o UTAUT original (Venkatesh et al., 2003), no qual a Intenção Comportamental apresenta um poder explicativo de aproximadamente 69%.

Em investigações que aplicaram o UTAUT especificamente ao contexto de auditoria, os valores de  $R^2$  para a intenção comportamental variam entre 45,4% e 58% (Almagrashi et al., 2023; Deniswara et al., 2023; Kumari, Senani e Ajward, 2024). Esses coeficientes são inferiores ao valor obtido nesta pesquisa, sugerindo que o modelo aqui desenvolvido apresenta maior capacidade preditiva em comparação com estudos anteriores realizados em ambientes de auditoria.

Para a variável dependente comportamento de uso (2ª regressão), o modelo explicou 23,2% da variância ( $R^2$  ajustado = 0,232), conforme apresentado na Tabela 15. Embora esse valor seja inferior aos coeficientes reportados no UTAUT original ( $R^2 \approx 40\%$ ) e no UTAUT2 ( $R^2 \approx 52\%$ ), ele permanece consistente com a literatura recente que aplica e estende o modelo em contextos de tecnologias emergentes. Na metanálise realizada por Marikyan, Papagiannidis e Stewart (2023), envolvendo 69 estudos baseados no UTAUT, os autores identificaram que o  $R^2$  médio para o Comportamento de Uso em pesquisas com tecnologias emergentes é de 28,6%, valor próximo ao obtido nesta dissertação.

A seguir, apresenta-se a discussão dos resultados obtidos a partir da análise estatística dos dados.

## 4.2 Discussão dos resultados

A pesquisa teve como objetivo principal investigar quais fatores influenciam os auditores do TCU para que adotem e usem a solução de IA generativa *ChatTCU*. Para isso, tomou-se como base teórica o modelo UTAUT (Venkatesh *et al.*, 2003). Esse modelo pressupõe que as variáveis expectativa de desempenho, expectativa de esforço e fatores sociais influenciam a intenção de uso da tecnologia (intenção comportamental), enquanto as variáveis fatores sociais e intenção comportamental predizem o uso efetivo da tecnologia (comportamento de uso). Na presente pesquisa, ao modelo UTAUT foram acrescentadas as variáveis condições facilitadoras, confiança e atratividade de alternativas como predictoras da intenção de uso.

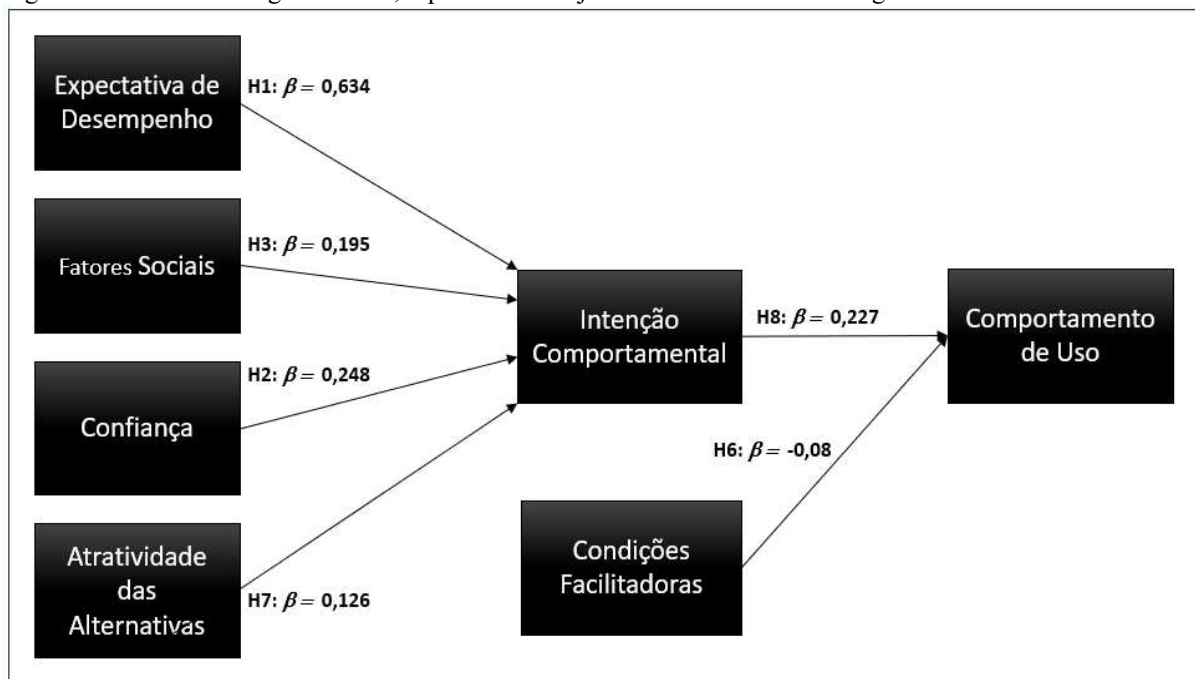
Para a avaliação do modelo UTAUT adaptado para a pesquisa, foram realizadas duas regressões lineares múltiplas (Figura 8). A primeira regressão teve intenção

comportamental como variável dependente e a segunda, a variável dependente comportamento de uso. A análise dos resultados da primeira regressão evidenciou que a possibilidade de maior qualidade e produtividade na atividade de controle externo, representada pela variável expectativa de desempenho, foi o fator que mais influenciou positivamente a intenção dos auditores em usar o aplicativo *ChatTCU*. Além disso, constatou-se que a confiança nos resultados apresentados pelo *ChatTCU* (confiança), a existência de outras soluções no mercado similares ao *ChatTCU* (atratividade de alternativas) e a opinião e orientação da organização e dos colegas de trabalho (fatores sociais) também influenciaram, em menor grau, a intenção dos auditores em usar tal tecnologia.

Quanto ao uso efetivo do *ChatTCU*, a segunda regressão mostrou que a intenção de usar o aplicativo é o fator que tem maior influência nesse processo (intenção comportamental), sendo que a condições de suporte tecnológicos ao usuário fornecidas pela organização tem baixa influência (condições facilitadoras).

A Figura 13 apresenta o modelo UTAUT resultante após a análise dos dados, ilustrando os construtos que se mostraram significativos e suas respectivas hipóteses e coeficientes de regressão.

Figura 13 - Construtos significativos, hipóteses não rejeitadas e coeficientes de regressão



Fonte: Elaborado pelo autor.

A seguir, são discutidos cada um dos resultados obtidos para os construtos do modelo e suas implicações para o TCU.

#### 4.2.1 Expectativa de desempenho como principal preditor da intenção de uso

A pesquisa indicou a não rejeição da hipótese H1, que propõe que expectativa de desempenho influencia positivamente a intenção comportamental. Conforme apresentado na Figura 13, os resultados mostram que expectativa de desempenho surgiu como fator mais determinante para que os auditores do TCU tenham a intenção de usar o *ChatTCU*. O coeficiente de regressão elevado ( $\beta = 0,634$ ) em relação aos demais construtos preditores da intenção comportamental sugere que a percepção dos auditores de que o *ChatTCU* melhora seu desempenho é mais decisiva para seu uso do que fatores como facilidade de utilizar a ferramenta, condições oferecidas pela organização para suportar o auditor no uso da ferramenta e opinião de colegas de trabalho.

Tal resultado sugere a relevância que os auditores do TCU dispensam em relação à qualidade técnica, produtividade e tempestividade necessárias na atuação do órgão. A auditoria governamental caracteriza-se por ser uma atividade orientada a resultados, na qual soluções tecnológicas que permitem reduzir o tempo, automatizar rotinas de análise de dados e melhorar a precisão das informações produzidas são valorizadas pelos profissionais da área. Os trabalhos de auditoria devem fornecer informação baseada em evidência suficiente e apropriada, e os auditores devem executar procedimentos para reduzir ou administrar o risco de chegar a conclusões inapropriadas (INTOSAI, 2019).

Os resultados da pesquisa vão ao encontro das constatações obtidas quando do desenvolvimento do modelo UTAUT (Venkatesh *et al.*, 2003). Na referida pesquisa, expectativa de desempenho foi o construto mais forte na intenção de uso das tecnologias avaliadas. Segundo os autores, uma das explicações para esse achado é que, no desenvolvimento do modelo UTAUT, expectativa de desempenho é o resultado da junção de cinco variáveis oriundas de modelos anteriores, as quais, em seus respectivos modelos, já representavam os preditores mais fortes da intenção de uso.

Estudos sobre aceitação de tecnologias na área de auditoria também encontraram forte influência da expectativa de desempenho (Almagrashi *et al.*, 2024; Deniswara *et al.*, 2021). Alkhwaldi, Alidarous e Alharasis (2024) constataram que expectativa de desempenho é o construto mais influente porque participantes da pesquisa esperam que essa tecnologia proporcione ganhos reais em sua produtividade e na qualidade do seu trabalho.

Além disso, tem-se que pesquisas que avaliaram especificamente a aceitação de tecnologias de IA na atividade de auditoria apresentaram resultados que também destacam

expectativa de desempenho como o principal construto no processo de aceitação e uso de tecnologias. No âmbito da auditoria governamental em Jakarta, Ali e Rusmanto (2022) aplicaram o UTAUT para investigar que fatores influenciam os auditores para que utilizem IA no tratamento de denúncias. Os pesquisadores identificaram que expectativa de desempenho foi o único construto que apresentou significância suficiente para influenciar a intenção de uso IA, e justificaram tal achado pelo fato de os auditores perceberem os benefícios diretos e claros da IA. Tal percepção é forte o suficiente para sozinha, influenciar para que auditores tenham a intenção de usar IA em suas atividades.

Os resultados obtidos nessa pesquisa também estão alinhados com a meta-análise de Blut. *et al.* (2022), que abrangeu 1.451 estudos e demonstrou que expectativa de desempenho é um dos construtos mais robustos no modelo UTAUT e suas extensões. Este achado replicado em larga escala de trabalhos indica que tecnologias que prometem ganhos reais de produtividade e qualidade, como é o caso do *ChatTCU*, tendem a gerar maior intenção de utilização pelo usuário.

Conforme Antwi *et al.* (2024), as tecnologias de IA geram ganhos substanciais de desempenho ao ampliar a capacidade de detectar anomalias, analisar grandes volumes de dados com precisão e identificar padrões de fraude que seriam imperceptíveis ao auditor humano. No ambiente de transformação digital por qual passa a Administração Pública, habilidades desse tipo são necessárias aos auditores do TCU (TCU, 2021).

Dessa forma, os resultados da presente pesquisa corroboram a validade externa do UTAUT, sugerindo que na utilização de soluções de IA na auditoria governamental, a percepção de ganhos de performance mantém-se como o principal preditor da intenção de uso dessa tecnologia.

#### 4.2.2 *Confiança é o segundo fator mais influente na intenção de uso do ChatTCU*

A confiança, a qual não está presente no UTAUT original como preditora da intenção de uso, se mostrou como o segundo construto de maior relevância para os auditores do TCU na intenção de utilizar o *ChatTCU*, o que leva à não rejeição da hipótese H4. O construto confiança apresentou uma força quase três vezes menor que expectativa de desempenho ( $\beta = 0,248$ ).

Pesquisas anteriores que utilizaram esse construto na avaliação da aceitação por auditores de soluções de IA também concluíram a relevância do construto confiança na intenção

de uso dessa tecnologia (Almagrashi; Mujalli; Khan, 2023; Deniswara *et al.*, 2021). Os resultados também estão na mesma direção das conclusões do estudo de Majeed e Taha (2023), que afirmam que confiança é relevante em contextos de auditoria altamente regulados, nos quais a incorporação de novas tecnologias depende da percepção de integridade e confiabilidade dos sistemas.

No ambiente de auditoria governamental do TCU, no qual é comum o manuseio de dados sigilosos e sensíveis e o rigor técnico e a fundamentação objetiva caracterizam os trabalhos, é de se achar natural que a confiança seja um dos determinantes na decisão de utilização das tecnologias na atividade de Controle Externo. Além disso, tem-se a questão de que o auditor produz documentos que podem acarretar a responsabilização de agentes públicos. É fundamental para o auditor ter segurança que as informações que lhe são fornecidas pelos sistemas tecnológicos não comprometerão a fundamentação técnica ou jurídica do seu trabalho. Confiança é relevante em contextos de auditoria altamente regulados, nos quais a incorporação de novas tecnologias depende da percepção de integridade e confiabilidade dos sistemas

No caso concreto, ressalta-se, todavia, que apesar de os auditores do TCU terem se manifestado no sentido de que confiam na equipe técnica que desenvolve a solução *ChatTCU*, (Tabela 5, CO4), ainda há uma relevante preocupação com a possibilidade de que a ferramenta produza resultados incorretos ou enviesados (Tabela 5, CO3). Ou seja, a confiança pessoal não se traduz diretamente em uma confiança tecnológica. Isso reflete o afirmado por Kokina *et al.* (2025), que argumentam que a incerteza e a falta de transparência em como as análises são geradas ocorrem porque os auditores dificilmente participam do desenvolvimento das soluções.

#### 4.2.3 Outros fatores que têm menor impacto na intenção de usar o *ChatTCU*

Os resultados também mostraram outros dois construtos que também influenciaram positivamente a intenção do auditor no uso do *ChatTCU*, porém em baixo grau de magnitude: fatores sociais ( $\beta = 0,195$ ) – hipótese H3 não rejeitada, e atratividade de alternativas ( $\beta = 0,126$ ) - hipótese H7 rejeitada (Figura 13).

Com relação a fatores sociais, tem-se que o incentivo da alta gestão e do gestor imediato, apresentaram as maiores médias (Tabela 3 – Fatores sociais – Perfil das respostas, FS3 e FS4). Em pesquisas que utilizam o modelo UTAUT no campo da auditoria, tal construto tem aparecido ora com uma relação positiva e significativa (Nascimento, 2019), ora como irrelevante (Mohammed; Rabi; Barde, 2023), e também com uma influência significativa negativa (Kumari; Senani; Ajward, 2024). Dessa forma, não houve rejeição da hipótese H3,

que propõe que fatores sociais influenciam positivamente a intenção de usar o *ChatTCU*, apesar do baixo grau de influência frente aos fatores expectativa de desempenho e confiança.

No modelo UTAUT original, o construto fatores sociais foi considerado significativo apenas quando analisado com a inclusão dos moderadores gênero, idade, voluntariedade e experiência (Venkatesh *et al.*, 2003). No contexto da aceitação do *ChatTCU*, conforme verificado na Tabela 18 - General linear model (GLM) para a variável Intenção Comportamental, os resultados dos testes de moderação apontaram que a relação entre fatores sociais e intenção comportamental é moderada apenas pelo gênero dos indivíduos, sendo que o impacto dos fatores sociais sobre a intenção de uso é mais forte entre as auditoras, sugerindo que elas são mais suscetíveis à influência de pessoas próximas (colegas de trabalho, chefias). Tal efeito moderador vai ao encontro do proposto por Venkatesh *et al.* (2003).

Já em relação ao construto atratividade de alternativas, a hipótese H7 formulada foi de que tal variável teria uma influência negativa na aceitação do *ChatTCU*, uma vez que há soluções populares de IA generativa que poderiam ser acessadas de forma gratuita (OpenAI ChatGPT, Google Gemini, Microsoft Copilot). Contudo, os resultados do modelo avaliado apontaram que o construto tem uma influência significativa, porém positiva na intenção dos auditores em utilizar o *ChatTCU* ( $\beta = 0,195$ ). Dessa forma, a hipótese H7 foi rejeitada.

Tal fato pode ser explicado sob aspectos tecnológicos e regulamentares. A existência de alternativas tecnológicas e a semelhança entre a interface delas e a do *ChatTCU* tendem a fazer com que a troca entre as ferramentas não seja uma dificuldade para o auditor (Tabela 6, AA3). Além disso, o *ChatTCU* em sua última versão já incorpora as tecnologias mais recentes utilizadas pelas principais alternativas do mercado. Isso vai ao encontro de Bansal, Taylor e St. James (2005), uma vez que o auditor considera o *ChatTCU* com o uma opção tecnológica viável e cuja adoção não exigiria grande esforço.

Além disso, a proibição de que informações sensíveis do TCU não sejam transmitidas diretamente para as plataformas comerciais faz com que o auditor veja o *ChatTCU* como um instrumento mais completo para o tratamento dos dados relativos a seu trabalho.

#### 4.2.4 Fatores que não influem na intenção de usar o *ChatTCU*

A análise dos dados também evidenciou que os construtos expectativa de esforço e condições facilitadoras não influenciam significativamente a intenção do auditor do TCU em usar o *ChatTCU* (Hipóteses H2 e H5 rejeitadas). No modelo UTAUT original (Venkatesh *et*

*al.*, 2003), tem-se que condições facilitadoras foi incluído apenas como preditor do comportamento de uso, tendo em geral uma influência positiva.

A não significância do construto expectativa de esforço na influência da intenção de uso do *ChatTCU* pelos auditores, corrobora os achados de pesquisas anteriores que também aplicaram o modelo UTAUT para avaliar a aceitação de tecnologias emergentes nos contextos profissionais (Andrews; Ward; Yoon, 2021; Deniswara *et al.*, 2023; Terblanche; Kidd, 2022;). Tal constatação pode ser explicada uma vez que, conforme consta nas variáveis EE3 e EE4 (Tabela 2), a maioria dos auditores do TCU consideram o *ChatTCU* fácil de usar e fácil de aprender. Além disso, os auditores informaram que a interação com o *ChatTCU* é de fácil compreensão. Nesse contexto, a facilidade percebida e a familiaridade do usuário com tecnologias de IA tornam o esforço para utilizar o *ChatTCU* um fator não relevante quanto à intenção de utilizá-lo no ambiente de trabalho.

Além disso, considerando os auditores do TCU são tipicamente profissionais com alta escolaridade e experiência, e que a tecnologia IA generativa tem sido cada vez mais utilizada fora do ambiente de trabalho, os usuários podem já ter formado opiniões positivas sobre elas, reduzindo a importância da expectativa de esforço nesse contexto.

#### 4.2.5 Uso efetivo do *ChatTCU*

Por fim, tem-se que a análise da segunda regressão linear múltipla concluiu que o construto intenção comportamental tem uma influência positiva e significativa no uso efetivo do *ChatTCU* ( $\beta = 0,227$ ), o que leva a não rejeição da hipótese H8, e que condições facilitadoras tem uma influência negativa. Tal resultado vai ao encontro do preconizado no modelo UTAUT original, que estabelece que o construto intenção comportamental é um dos principais determinantes diretos do comportamento de uso (Venkatesh *et al.*, 2003). Resultados semelhantes também são encontrados em pesquisas que aplicam o modelo UTAUT em contextos organizacionais (Almagrashi *et al.*, 2023; Deniswara *et al.*, 2023; e Kumari; Senani; Ajward, 2024).

A magnitude moderada da influência da intenção comportamental sobre o comportamento de uso ( $\beta = 0,227$ ) é condizente com resultados de trabalhos que avaliaram, no âmbito organizacional e no contexto de auditoria, o processo de aceitação de tecnologia. A exemplo, estudo que analisou a adoção de Técnicas de Auditoria Assistidas por Computador (CAATs) por auditores também encontrou uma associação positiva e significativa entre intenção comportamental e comportamento de uso, com magnitude próxima ( $\beta = 0,303$ ). Assim,

o coeficiente obtido neste estudo ( $\beta=0,227$ ) é ligeiramente menor, mas mantém a direção e significância estatística.

Conforme se observa a partir dos resultados da presente pesquisa, o valor positivo e estatisticamente significativo do coeficiente da variável dependente intenção comportamental na segunda regressão linear múltipla indica que os auditores do TCU que percebem o *ChatTCU* como útil, confiável e socialmente legitimado demonstram maior propensão a incorporá-lo efetivamente em suas rotinas de trabalho.

O único resultado da pesquisa que vai de encontro ao que o modelo UTAUT prevê foi o fato de o construto condições facilitadoras influenciar negativamente o comportamento de uso, e não de forma positiva. Tal fato implicou na rejeição parcial da hipótese H6. Ou seja, os resultados obtidos na pesquisa sugerem que, quanto melhores as condições de suporte que o TCU disponibilize aos auditores, menor será o uso efetivo do *ChatTCU*.

Especificamente na aceitação de tecnologias na atividade de auditoria, tal fato também destoa de metanálise que abrangeu 88 artigos e concluiu que condições facilitadoras é um dos construtos com maior influência na intenção de uso de tecnologias por auditores (Afsay; Tahriiri; Rezaee, 2023). Outros estudos apresentados também ilustram esse cenário (Handoko; Liusman, 2021; Tritama; Mahaprajna; Leo, 2025).

Uma das razões que podem explicar a anomalia encontrada nesta pesquisa em relação à influência significativa e negativa encontrada podem ser baseadas nas conclusões de Araújo, Grilo e Silva (2023). O *ChatTCU* é uma ferramenta eminentemente intuitiva e que não demanda recursos técnicos avançados para sua utilização, podendo ser acessada por meio de um simples navegador web ou a partir de um *plug-in* dentro do aplicativo Microsoft Teams corporativo. Assim, uma vez que os usuários acreditam que já tem todos os recursos necessários para a utilização dessa tecnologia, a necessidade de realizar treinamentos pode se configurar num fator de rejeição. Tal argumento encontra-se suportado pelo valor mais alto obtido nas respostas à variável CF1 e valores mais baixos para as variáveis CF2 e CF3 (Tabela 4).

Além disso, tem-se que o TCU caracteriza-se por elevado grau de maturidade tecnológica, com infraestrutura estável, amplo acesso a sistemas corporativos, suporte institucional contínuo e padrões técnicos consolidados. Nesse ambiente, as condições facilitadoras tendem a ser percebidas pelos auditores não como fatores indutores do uso de uma tecnologia específica, mas como pressupostos básicos da atividade profissional. Assim, a presença de boas condições estruturais deixa de funcionar como estímulo adicional ao uso e passa a ser naturalizada no cotidiano de trabalho, reduzindo seu poder explicativo sobre o comportamento efetivo.

Também é possível que auditores que dispõem de melhores condições estruturais e maior suporte institucional apresentem também maior autonomia operacional e acesso a múltiplas ferramentas alternativas para a execução de suas atividades. Nesse cenário, a necessidade percebida de recorrer ao ChatTCU pode ser menor, o que ajuda a explicar a associação negativa observada entre Condições Facilitadoras e Comportamento de Uso. O uso da ferramenta, portanto, parece estar menos relacionado à disponibilidade de recursos e mais à percepção de valor agregado e confiança na tecnologia.

Esse resultado dialoga com a própria literatura do modelo UTAUT, que aponta que o efeito das condições facilitadoras sobre o uso efetivo tende a ser contingente ao contexto. Em ambientes de baixa maturidade tecnológica ou acesso restrito a sistemas, esse construto costuma exercer papel relevante; por outro lado, em organizações altamente estruturadas, seus efeitos tornam-se inconsistentes ou reduzidos. Dessa forma, o achado observado não indica inadequação do modelo, mas sugere especificidades de um contexto institucional altamente regulado e tecnologicamente consolidado.

Além disso, vale considerar que a segunda equação (Uso) apresentou baixo poder explicativo ( $R^2$  ajustado = 0,232), o que sugere que determinantes importantes do uso do ChatTCU não foram plenamente capturados pelos preditores do modelo. Nesse cenário, o efeito negativo de condições facilitadoras pode refletir, ao menos em parte, heterogeneidade não observada e a presença de variáveis omitidas (como restrições normativas, sensibilidade do conteúdo analisado, rotinas consolidadas e adequação tarefa-tecnologia). Dessa forma, o resultado deve ser lido não como evidência conclusiva de que melhores condições reduzem o uso, mas como um indicativo de que, neste contexto institucional, condições facilitadoras têm papel secundário e potencialmente não linear/contingente., recomendando-se modelos futuros com maior detalhamento de preditores e medidas comportamentais mais diretas de uso.

## 5 CONSIDERAÇÕES FINAIS

Em um contexto de transformação digital da atividade de auditoria e da rápida evolução das tecnologias de inteligência artificial, o presente trabalho teve como objetivo principal investigar quais fatores influenciam os auditores do TCU para que adotem e usem a solução de IA generativa *ChatTCU*.

Ressalta-se que o TCU tem sido pioneiro no desenvolvimento de soluções de IA para a área de controle. O *ChatTCU* é uma solução de IA generativa desenvolvida pela equipe técnica do TCU que incorporou outras soluções de IA generativa disponíveis no mercado, tais como Google Gemini e OpenAI ChatGPT e tem o objetivo de auxiliar os auditores nas atividades de fiscalização e instrução processual. Visando ampliar os benefícios do uso da IA generativa, o TCU já compartilhou o código fonte da solução para mais de 130 órgãos da Administração Pública Federal (TCU, 2025).

A pesquisa utilizou como base teórica a Teoria Unificada de Aceitação e Uso de Tecnologia (UTAUT). O UTAUT original dispõe de quatro fatores que influem na intenção de adoção da tecnologia (expectativa de desempenho, expectativa de esforço, fatores sociais e condições facilitadoras), aos quais foram acrescentados neste trabalho os preditores confiança e atratividade de alternativas (Figura 7).

A pesquisa utilizou uma abordagem quantitativa, descritiva e transversal, e os dados foram coletados por meio de um *survey* online, o qual foi enviado a 1.228 auditores do TCU que atuam na área de controle externo, dos quais 349 responderam. A análise dos dados foi realizada com a utilização de técnicas de análise fatorial exploratória, regressão linear múltipla com Bootstrapping e GLM.

Os resultados obtidos apontaram que os construtos expectativa de desempenho ( $\beta = 0,634$ ) e confiança ( $\beta = 0,248$ ) foram os que mais influenciaram positivamente os auditores na intenção de utilizar o *ChatTCU*. Os construtos fatores sociais ( $\beta = 0,195$ ) e atratividade de alternativas ( $\beta = 0,126$ ) também apresentaram, nessa ordem de magnitude, valores significativos e positivos em relação à influência na intenção dos auditores do TCU para utilizar o *ChatTCU*. Já em relação ao uso efetivo do *ChatTCU*, verificou-se que apenas a Intenção Comportamental influi de forma significativa e positiva ( $\beta = 0,227$ ), porém condições facilitadoras apresentou uma influência negativa.

O fato de expectativa de desempenho ter sido o construto com maior influência na intenção de usar o *ChatTCU* sugere que os auditores do TCU dão maior relevância aos ganhos de produtividade, tempestividade e qualidade técnica dos trabalhos quando da decisão de adotar o *ChatTCU*.

Os resultados confirmam parcialmente os pressupostos do UTAUT original. Dessa forma, verifica-se que o estudo cumpriu seu objetivo geral e objetivos específicos, tendo como principal contribuição acadêmica a aplicação do modelo UTAUT em um contexto estendido e inovador (inclusão do construto atratividade de alternativas) e num ambiente que envolve tanto aspectos da auditoria governamental quanto tecnologias emergentes, enriquecendo a literatura referente ao tema.

Os resultados da pesquisa podem também contribuir para o processo de transformação digital do TCU, ao trazerem informações que podem auxiliar o órgão para que o uso do *ChatTCU* se torne mais efetivo na atividade de Controle Externo.

As evidências empíricas obtidas sugerem que a percepção de que a ferramenta vai proporcionar maior produtividade e qualidade nos trabalhos de Controle Externo é o principal elemento que impulsiona o auditor para que use o *ChatTCU*. Dessa forma, tem-se que as principais iniciativas do TCU para estimular a utilização do *ChatTCU* na atividade de auditoria poderiam ter como base o levantamento e exposição de casos reais de auditoria ou instrução processual nos quais os ganhos obtidos possam ser visualizados claramente. A evidência das vantagens e ganhos que o auditor pode ter com uso do *ChatTCU* na redução da carga de trabalho, no aumento da produtividade e na melhoria das análises técnicas tendem a impulsionar o uso efetivo da ferramenta no ambiente do TCU.

Além disso, devido à natureza crítica da atividade de auditoria, a confiança se mostrou na pesquisa o segundo fator de maior influência na intenção de uso do *ChatTCU*. Um fato que surgiu na pesquisa é que há confiança na equipe técnica do TCU que desenvolve a solução, porém há dúvidas sobre a confiabilidade das respostas apresentadas pela ferramenta.

Nesse sentido, o TCU poderia instituir ações que comunicassem de forma transparente os limites e riscos do uso do *ChatTCU*, de modo a diminuir o sentimento de insegurança em relação a tal ferramenta. Um exemplo de ações seriam treinamentos para que os auditores pudessem identificar mais facilmente eventuais respostas imprecisas eventualmente fornecidas pelo *ChatTCU*. Outra ação que poderia ser instituída é a transparência

sobre o processo de tratamento de bases de dados, de forma a evidenciar os cuidados que são tomados para evitar que sejam produzidas decisões baseadas em dados incorretos.

Outro ponto de interesse apontado pela pesquisa é que o fato de os auditores usarem outras soluções de IA semelhantes ao *ChatTCU*, tais como ChatGPT e Gemini, é um fator que incentiva o uso da ferramenta. Dessa forma, sugere-se que a inclusão de mais funcionalidades dessas ferramentas em novas versões do *ChatTCU* poderia incrementar o seu uso na instituição. A pesquisa também mostrou que os fatores sociais, como o incentivo da organização e dos colegas de trabalho tem uma influência complementar na intenção de uso do *ChatTCU*. Nesse sentido, o TCU poderia desenvolver estratégias para disseminação das vantagens do uso do *ChatTCU* dentro da própria equipe, como a formação de multiplicadores internos nas unidades organizacionais.

Apesar dos resultados robustos obtidos, a presente pesquisa pode ser estendida no futuro com novas investigações. A pesquisa foi realizada exclusivamente no âmbito da área de controle externo do TCU. Dessa forma, dado a diferença no perfil das atividades, os resultados da pesquisa não podem ser generalizados aos auditores do TCU que atuam nas áreas administrativas do órgão. Outro aspecto a ser ressaltado é que, uma vez que o TCU tem uma infraestrutura tecnológica atualizada e um corpo técnico altamente qualificados, as constatações da pesquisa não podem se aplicar a outros órgãos de Controle Externo, como tribunais de contas estaduais e municipais, que têm diferentes perfis de estrutura tecnológica e de pessoal. Dessa forma, pesquisas futuras podem abordar análise comparativa com novos contextos organizacionais do controle externo.

Além disso, tem-se que a pesquisa foi transversal, realizada em setembro de 2025. Um dos principais aspectos das soluções de IA generativa é a sua rápida evolução. Logo, constatações válidas para a atual versão do *ChatTCU* podem não ser aplicáveis a versões mais atuais da ferramenta. Frente ao exposto, entende-se que futuros estudos em relação ao tema podem levar em conta o aspecto dinâmico da tecnologia, adotando uma abordagem longitudinal e contínua, com o objetivo de captar como as mudanças na IA generativa podem influenciar positiva ou negativamente os resultados comparados.

Uma vez que o modelo UTAUT vem sendo explorado por meio da inclusão de novos construtos, estudos futuros também poderiam avaliar a inclusão de novos fatores de influência e elementos moderadores na intenção de adoção e utilização do *ChatTCU*, diferentes de confiança e atratividade de alternativas utilizados nessa pesquisa.

Outrossim, uma vez que os dados da pesquisa foram coletados exclusivamente por meio de um *survey*, num caráter quantitativo, entende-se que pesquisas futuras poderiam ampliar a discussão sobre o tema por meio da combinação com a utilização de métodos qualitativos, com o objetivo de captar outras nuances do impacto das diversas variáveis na intenção de adoção e uso de tecnologias generativas.

## REFERÊNCIAS

- ADELL, E.; VÁRHELYI, A.; NILSSON, L. The Definition of Acceptance and Acceptability. **Driver Acceptance of New Technology**, 2018.
- AFSAY, A.; TAHRIRI, A.; REZAEI, Z. A meta-analysis of factors affecting acceptance of information technology in auditing. **International Journal of Accounting Information Systems**, v. 49, 2023.
- AJZEN, I. The theory of planned behavior. **Organizational Behavior and Human Decision Processes**, v. 50, p. 179–211, 1991.
- ALBAYATI, A. Investigating undergraduate students' perceptions and awareness of using ChatGPT as a regular assistance tool: A user acceptance perspective study. **Computers and Education Artificial Intelligence**, v. 6, 2024.
- AL-KFAIRY, M.; MUSTAFA, D.; KSHETRI, N.; INSIEW, M.; ALFANDI, O. Ethical Challenges and Solutions of Generative AI: An Interdisciplinary Perspective. **Informatics**, v. 11, n. 58, 2024.
- ALKHWALDI, A.; ALIDAROUS, M.; ALHARASIS, E. Antecedents and outcomes of innovative blockchain usage in accounting and auditing profession: an extended UTAUT model. **Journal of Organizational Change Management**, v. 37, n. 5, p. 1102-1132, 2024.
- ALMAGRASHI, A.; MUJALLI, A.; KHAN, T. Factors determining internal auditors' behavioral intention to use computer-assisted auditing techniques: an extension of the UTAUT model and an empirical study. **Future Business Journal**, v. 9, n. 1, p. 74, 2023.
- ALI, N.; RUSMANTO, T. The Effect of Adoption of Artificial Intelligence as Whistleblowing Practice with the Unified Theory of Acceptance and Use of Technology (UTAUT) Approach: A Case Study on Auditors in DKI Jakarta. *In: 2nd Indian International Conference on Industrial Engineering and Operations Management*, 2022, Telangana, India. **Anais [...]**. Telangana, India, 2022.
- ALSHROUF, M.; ALKHATIB, A. A.; BASHATWEH, A. D.; ABUAMRIA, F. M. J.; IRZIQT, S. Factors Affecting the Adoption of Artificial Intelligence in Auditing Based on the UTAUT Model, IT Infrastructure as a Moderating Variable. *In: HAMDAN, A. (Ed.). Achieving Sustainable Business Through AI, Technology Education and Computer Science*. Studies in Big Data, v. 163, p. 159-171, 2024.
- ANDREWS, J.; WARD, H.; YOON, J. UTAUT as a Model for Understanding Intention to Adopt AI and Related Technologies among Librarians. **The Journal of Academic Librarianship**, V. 47, 2021.
- ANTWI, B.; ADELAKUN, B.; FATOGUN, D.; OLAIYA, O. Enhancing audit accuracy: The role of AI in detecting financial anomalies and fraud. **Finance & Accounting Research Journal**, v.6, n.6, p. 1049-1068, 2024.
- AO, P. New development: Whither the strategic direction of public audit in an era of the 'new normal'? **Public Money & Management**, v. 42, p. 124-128, 2021.
- ARAGÃO, J. Auditoria Interna no setor público: instrumento de gestão ou de controle? 2014. Dissertação (Mestrado em Administração) – Faculdade Alves Faria. Goiânia, 2014.
- ARAÚJO, I.; GRILO, A.; SILVA, C. Portuguese validation of the Unified Theory of Acceptance and Use of Technology Scale (UTAUT) to a COVID-19 mobile application: a pilot study. **Healthcare**, v. 11, n. 13, 2023.
- ARTHUR, W. B. **The nature of technology: What it is and how it evolves**. New York, N.Y.: Simon & Schuster, 2009.
- ASAN, O.; BAYRAK, A. E.; CHOUDHURY, A. Artificial Intelligence and Human Trust in Healthcare: Focus on Clinicians. **Journal of Medical Internet Research**, v. 22, n. 6, p. 1–7, 2020.

- AWANG, Z.; AFTHANORHAN, A.; MAMAT, M. The Likert scale analysis using parametric based Structural Equation Modeling (SEM). **Computational Methods in Social Sciences**, v. 4, n. 1, p. 13-21, 2016.
- BAEK, T. H.; KIM, M. Is ChatGPT scary good? How user motivations affect creepiness and trust in generative artificial intelligence. **Telematics and Informatics**, v. 83, 2023.
- BAIL, C. Can Generative AI improve social science? **Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America**, v. 121, 2024.
- BALUSAMY, B.; NANDHINIABIRAMI, R.; KADRY, S.; GANDOMI, A. Big Data Analytics with Machine Learning. **Big Data**, 2021.
- BANSAL, H. S.; TAYLOR, S. F.; ST. JAMES, Y. “Migrating” to new service providers: Toward a unifying framework of consumers’ switching behaviors. **Journal of the Academy of Marketing Science**, v. 33, n. 1, p. 96-115, 2005.
- BARTLETT, J.; KOTRLIK, J; HIGGINS, C. Organizational Research: Determining appropriate sample size in survey Research. **Information Technology, Learning and Performance Journal**, v. 19, n. 1, p. 43-50, 2001.
- BLUT, M.; CHONG, A.; TSIGNA, Z.; VENKATESH, V. Meta-Analysis of the Unified Theory of Acceptance and Use of Technology (UTAUT): Challenging its Validity and Charting a Research Agenda in the Red Ocean. *Journal of the Association for Information Systems*, v. 23, p. 13-95, 2022.
- BRASIL. **Constituição da República Federativa do Brasil**. Brasília, DF, 1988. Promulgada em 5 de outubro de 1988. Disponível em: [https://www.planalto.gov.br/ccivil\\_03/constituicao/ConstituicaoCompilado.htm](https://www.planalto.gov.br/ccivil_03/constituicao/ConstituicaoCompilado.htm). Acesso em: 25 abr. 2025.
- \_\_\_\_\_. **Lei nº 4.320, de 17 de março de 1964**. Dispõe sobre normas gerais de Direito Financeiro para elaboração e controle dos orçamentos e balanços da União, dos Estados, dos Municípios e do Distrito Federal, 1964.
- \_\_\_\_\_. **Lei nº 4.728, de julho de 1965**. Normatiza o funcionamento do mercado financeiro e estabelece a obrigatoriedade da prática da auditoria governamental. **Diário Oficial da União**, Brasília, 1965.
- \_\_\_\_\_. **Portaria MCTI 4.979, de 13 de julho de 2021**. Institui a Estratégia Brasileira de Inteligência Artificial – EBIA. Ministério da Ciência, Tecnologia e Inovações. Brasília, 2021.
- \_\_\_\_\_. **Lei nº 12.069/2024, de 21 de junho de 2024**. Dispõe sobre a Estratégia Nacional de Governo Digital e a Rede Nacional de Governo Digital – Rede Gov.br e institui a Estratégia Nacional de Governo Digital para o período de 2024 a 2027. Casa Civil: 2024.
- \_\_\_\_\_. **Plano de Ação da Estratégia Brasileira de Inteligência Artificial (PBIA)**. Ministério da Ciência, Tecnologia e Inovação. 2024. Disponível em: <https://www.gov.br/mcti/pt-br/acompanhe-o-mcti/inteligencia-artificial>. Acesso em: 7 set. 2025. CARDOSO, F. S.; DA SILVA PEREIRA, N.; BRAGGION, R.; CHAVES, P.; ANDRIOLI, M. O uso da Inteligência Artificial na Educação e seus benefícios: uma revisão exploratória e bibliográfica. **Revista Ciência em Evidência**, v. 4 (FC), e023002,2023.
- CHACÓN, J. Auditoria governamental e tipos de serviços de auditoria prestados pela equipe de auditoria governamental. **Revista de Contabilidade e Controladoria**, v. 7, n. 2, 2015.
- CHATZOGLOU, P. D.; MICHAILIDOU, V. N. A survey on the 3D printing technology readiness to use. **International Journal of Production Research**, v. 57, n. 8, p. 2585–2599, 2019.
- CHEN, V.; HA, Q.; WIDJAJA, A; LIEN, N. To switch or not to switch? Investigating users’ switching behaviours of fitness wearable devices. **International Journal of Mobile Communications**, v. 21, n. 1, p. 95-118, 2023.

- COCCIA, M. What is technology and technology change? A new conception with systemic-purposeful perspective for technology analysis. **Journal of Social and Administrative Sciences**, v. 6, n. 3, p. 145-169, 2019.
- COMMERFORD, B.; DENNIS, S.; JOE, J.; ULLA, J. Man Versus Machine: Complex Estimates and Auditor Reliance on Artificial Intelligence. **Journal of Accounting Research**, v. 60, n. 1, p. 171-173, 2022.
- COSTELLO, A. B.; OSBORNE, J. W. Best practices in exploratory factor analysis: Four recommendations for getting the most from your analysis. **Practical Assessment, Research & Evaluation**, v. 10, n. 7, p. 1-9, 2005.
- COSTA, M.; BASTOS, P. Alice, Monica, Adele, Sofia, Carina e Ágata: o uso da inteligência artificial pelo Tribunal de Contas da União. Controle Externo. **Revista do Tribunal de Contas do Estado de Goiás**, Belo Horizonte, v. 2, p. 11-34, 2020.
- CURIONI, A. Artificial intelligence: Why we must get it right. **Informatik-Spektrum**, v. 41, n. 1, p. 7-14, 2018.
- DAVIS, F. D. **A technology acceptance model for empirically testing new end-user information systems: Theory and results**. 1985. Tese (Doutorado em Administração) - Massachusetts Institute of Technology, Cambridge, 1985.
- DAVIS, F. D. Perceived usefulness, perceived ease of use, and user acceptance of information technology. **MIS Q**, v. 13, n. 3, p. 319-340, 1989.
- DE ZÚÑIGA, H.; GOYANES, M.; DUROTOYE, T. A Scholarly Definition of Artificial Intelligence (AI): Advancing AI as a Conceptual Framework in Communication Research. **Political Communication**, v. 41, p. 317 - 334, 2023.
- DENISWARA, K.; GUNAWAN, S.; KESUMA, J.; ANGELUS, M. Analysis of External Auditor's Perception on the Utilization of Cloud Computing in the Financial Statement Audit Process. **2022 Asia-Pacific Computer Technologies Conference (APCT)**, p. 74-81, 2022.
- DENISWARA, K.; RAHIM, R.; HAMSAL, M.; FURINTO, A.; ANTHONY, A. Analysis of the Auditor's Perspective on the Use of Big Data in Financial Statements: UTAUT Model Approach. **Proceedings of the 7th International Conference on Industrial and Business Engineering**, 2021.
- DIETVORST, B.; SIMMONS, J.; MASSEY, C. Algorithm aversion: people erroneously avoid algorithms after seeing them err. **Journal of Experimental Psychology: General**, v. 144, n. 1, p. 114-126, 2015.
- DILLON, A.; MORRIS, M. User Acceptance of New Information Technology - Theories and Models. **Annual Review of Information Science and Technology**, v. 31, p. 3-32, 1996.
- DOS ANJOS, G.; PINHEIRO, M. A implementação da Inteligência Artificial (IA) na fiscalização tributária: inovações disruptivas para eficiência na arrecadação do IPTU. **Revista Tributária e de Finanças Públicas**, v. 159, n. 159, p. 183-208, 2024.
- ESTEVAM, J.; BALLIANO, T. IMPACTOS DA BIOMETRIA FACIAL NA POLÍTICA DE SEGURANÇA PÚBLICA. **Revista FT**, v. 29, n. 140, 2024.
- FAN, J.; C.; ZHONG, Y. A Selective Overview of Deep Learning. **Statistical science: a review journal of the Institute of Mathematical Statistics**, v. 36, n. 2, p. 264-290, 2019.
- FELICIANO, A.; FROGERI, R.; PRADO, L. A ACEITAÇÃO DOS APLICATIVOS MÓVEIS BANCÁRIOS NO BRASIL: uma análise da utilidade percebida e facilidade de uso. **Interação**, v. 20, n. 1, p. 257-279, 2020.
- GANSSEER, O. A.; REICH, C. S. A new acceptance model for artificial intelligence with extensions to UTAUT2: an empirical study in three segments of application. **Technology in Society**, v. 65, 2021.

- GERÓN, A. Hands-on machine learning with Sci-kit Learning and Tensorflow. Sebastopol: **O'Reilly Media**. 2017.
- GIL, A. **Métodos e Técnicas de Pesquisa Social**. 7. ed. – Atlas, 2019
- GURSOY, D.; CHI, O. H.; LU, L.; NUNKOO, R. Consumers acceptance of artificially intelligent (AI) device use in service delivery. **Int. J. Inf. Manag.**, v. 49, p. 157–169, 2019.
- HAIR, J.; HULT, G.; RINGLE, C.; SARSTEDT, M. A primer on partial least squares structural equation modeling (PLS-SEM). 2. ed. **Thousand Oaks: Sage Publications**, 2014.
- HAMID, K. Debate: Evolving challenges for public sector external audit. **Public Money & Management**, v. 43, p. 221-222, 2023.
- HANDOKO, B.; LIUSMAN, S. Analysis of External Auditor Intentions in Adopting Artificial Intelligence as Fraud Detection with the Unified Theory of Acceptance and Use of Technology (UTAUT) Approach. In: **Proceedings of the 2021 12th International Conference on E-business, Management and Economics (ICEME '21)**, p. 96–103, 2021.
- HAYKIN, S. **Redes neurais princípios e prática**. 2. ed. – Dados eletrônicos. – Porto Alegre: Bookman, 2007.
- HITZEROTH, M.; MEGERLE, A. Renewable energy projects: acceptance risks and their management. **Renew. Sustain. Energy Rev.**, v. 27, p. 576–584, 2013.
- HUY, L. V.; NGUYEN, H. T. T.; VO-THANH, T.; THINH, N. H. T.; DUNG, T. T. T. Generative AI, why, how, and outcomes: a user adoption study. **AIS Transactions on Human-Computer Interaction**, v. 16, n. 1, p. 1-27, 2024.
- HODGE, D. R.; GILLESPIE, D. F. Phrase Completion Scales: A Better Measurement Approach than Likert Scales? **Journal of Social Service Research**, v. 33, n. 4, p. 1-12, 2007.
- IGUMA, M.; RICCIO, E. Factors influencing Brazilian internal auditors' behavioural intention to adopt big data analytics. **International Journal of Auditing Technology**, 2020.
- INSTITUTO RUI BARBOSA. **Normas Brasileiras de Auditoria do Setor Público (NBASP) – Nível 1: Princípios basilares e pré-requisitos para o funcionamento dos Tribunais de Contas Brasileiros**. Belo Horizonte: Instituto Rui Barbosa, 2015.
- INSTITUTO RUI BARBOSA. **Normas de Auditoria Governamental (NAGs)**. Tocantins: Instituto Rui Barbosa, 2011.
- INSTITUTO RUI BARBOSA. **Normas de Auditoria Governamental – NAGs aplicáveis ao Controle Externo brasileiro**. Belo Horizonte: Instituto Rui Barbosa, 2015.
- INSTITUTO RUI BARBOSA. **Inteligência Artificial nos Tribunais de Contas: avanços e desafios**. Instituto Rui Barbosa. 2024.
- INTOSAI INTERNATIONAL ORGANIZATION OF SUPREME AUDIT INSTITUTIONS. **Overview**. Viena, 2025. n
- \_\_\_\_\_. **INTOSAI Framework of Professional Pronouncements**. Viena, 2025.
- \_\_\_\_\_. **ISSAI 100-129 – Fundamental Principles Of Public-Sector Auditing**. Viena, 2019.
- \_\_\_\_\_. **ISSAI 150 – Auditor Competence**. Viena, 2019.
- \_\_\_\_\_. **ISSAI 130 – Code of Ethics**. Viena, 2019
- \_\_\_\_\_. **ISSAI 200 - Financial Audit Principles**. Viena, 2020.
- \_\_\_\_\_. **ISSAI 300 - Performance Audit Principles**. Viena, 2020.
- \_\_\_\_\_. **ISSAI 400 - Compliance Audit Principles**. Viena, 2020.
- ISMAIL, F.; HOSAINI, A.; CHAN, S.; RUSLAN, R.; BAHROLSAINI, K. Artificial Intelligence (AI). **Encyclopedia of Creativity, Invention, Innovation and Entrepreneurship**, 2020.

- JENSEN, M.; MECKLING, W. Theory of the firm: managerial behavior, agency costs and ownership structure. **Journal of Financial Economics**, v. 3, p. 305-360, 1976.
- JIANG, P.; NIU, W.; WANG, Q.; YUAN, R.; CHEN, K. Understanding Users' Acceptance of Artificial Intelligence Applications: A Literature Review. **Behav. Sci.**, v. 14, n. 671, 2024.
- JORDAN, M.; MITCHELL, T. Machine learning: Trends, perspectives, and prospects. **Science**, v. 349, p. 255 - 260, 2015.
- JS, K.; SENANI, K.; AJWARD, R. Examining determinants of auditors' intention to use CAATs in external auditing using an extended UTAUT model; evidence from Sri Lanka. **Journal of Financial Reporting and Accounting**, 2024.
- KELLY, S.; KAYE, S.-A.; OVIEDO-TRESPALACIOS, O. What factors contribute to the acceptance of artificial intelligence? A systematic review. **Telematics and Informatics**, v. 77, p. 101925, 2023.
- KIM, H.; CHAN, H.; GUPTA, S. Value-based Adoption of Mobile Internet: An empirical investigation. **Decis. Support Syst.**, v. 43, p. 111-126, 2007.
- KIM, S.; PARK, M.; AHN, E.; RHO, J. Investigating the role of task-technology fit along with attractiveness of alternative technology to utilize RFID system in the organization. **Information Development**, v. 30, n. 4, p. 335-351, 2013.
- KIM, Y.; JOO, Y.; PARK, Y. Factors affecting tablet PC diffusion in organizations: A value-based adoption model. **Telematics and Informatics**, v. 34, n. 2, p. 118-129, 2017.
- KING, H.; MCKENNIE, N. Assessing the Impact of Audit Quality on Accountability and Transparency among Financial Institutions in the United States: A Systematic Review and Meta-Analysis. **Journal of Finance and Accounting**, 2023. Disponível em:
- KRUSE, R.; BORGELT, C.; BRAUNE, C.; MOSTAGHIM, S.; STEINBRECHER, M. Introduction to Neural Networks., p. 9-13, 2016.
- KOKINA, J.; BLANCHETTE, S.; DAVENPORT, T.; PACHAMANOVA, D. Challenges and opportunities for artificial intelligence in auditing: Evidence from the field. **International Journal of Accounting Information Systems**, 56, 2025.
- KUMARI, J. S.; SENANI, K. G. P.; AJWARD, R. Examining determinants of auditors' intention to use CAATs in external auditing using an extended UTAUT model: evidence from Sri Lanka. **Journal of Financial Reporting and Accounting**, 2024.
- LIDIANA, L. AI and Auditing: Enhancing Audit Efficiency and Effectiveness with Artificial Intelligence. **Accounting Studies and Tax Journal (COUNT)**, v. 1, n. 3, p. 214-223, 2024.
- LEE, G.; KIM, Y. Effects of resistance barriers to service robots on alternative attractiveness and intention to use. **SAGE Open**, v. 12, n. 2, p. 1-15, 2022.
- LEMES, M.; LEMOS, A. O uso da inteligência artificial na saúde pela Administração Pública brasileira. **Cadernos Ibero-americanos de Direito Sanitário., Brasília**, v. 9, n. 3, p. 166-182, 2020.
- LIU, J.; KONG, X.; XIA, F.; BAI, X.; WANG, L.; QING, Q.; LEE, I. Artificial Intelligence in the 21st Century. **IEEE Access**, v. 6, p. 34403-34421, 2018.
- MACHADO, P. Environmental audit. **The Fairchild Books Dictionary of Fashion**, 2022.
- MADIGAN, R.; LOUW, T.; WILBRINK, M.; SCHIEBEN, A.; MERAT, N. What influences the decision to use automated public transport? Using UTAUT to understand public acceptance of automated road transport systems. **Transportation Research Part F: Traffic Psychology and Behaviour**, v. 50, p. 55-64, 2017.
- MAJEED, R. H.; TAHA, A. A. D. A survey study of Iraqi auditors' adoption of blockchain technology. **Asian Review of Accounting**, v. 32, n. 3, p. 521-546, 2024.

- MALATJI, W.; ECK, R.; ZUVA, T. Understanding the usage, Modifications, Limitations and Criticisms of Technology Acceptance Model (TAM). **Advances in Science, Technology and Engineering Systems Journal**, v. 5, p. 113-117, 2020.
- MAMONOV, S.; KOUFARIS, M. Fulfillment of higher-order psychological needs through technology: The case of smart thermostats. **Int. J. Inf. Manag.**, v. 52, 2020.
- MANITA, R.; ELLOMAL, N.; BAUDIER, P.; HIKKEROVA, L. The digital transformation of external audit and its impact on corporate governance. **Technological Forecasting & Social Change**, v. 15, p. 119751, 2020.
- MARIANI, M. M.; HASHEMI, N.; WIRTZ, J. Artificial intelligence empowered conversational agents: A systematic literature review and research agenda. **Journal of Business Research**, v. 161, p. 1-23, 2023.
- MARIKYAN, D.; PAPAGIANNIDIS, S.; STEWART, G. Technology acceptance research: Meta-analysis. **Journal of Information Science**, 2023.
- MATOS, D.; RODRIGUES, E. **Análise Fatorial**. Brasília: ENAP, 2019. E-Book.
- MAZUROWSKI, M.; BUDA, M.; SAHA, A.; BASHIR, M. Deep learning in radiology: An overview of the concepts and a survey of the state of the art with focus on MRI. **Journal of Magnetic Resonance Imaging**, v. 49, 2018.
- MENDES, R. C.; OLEIRO, W. N.; QUINTANA, A. C. A contribuição da contabilidade e auditoria governamental para uma melhor transparência na gestão pública em busca do combate contra a corrupção no Brasil. **Sinergia**, Rio Grande, v. 12, n. 2, p. 37-48, 2008.
- MINBALEEV, A. THE CONCEPT OF "ARTIFICIAL INTELLIGENCE" IN LAW. **Bulletin of Udmurt University. Series Economics and Law**, 2022.
- MORANDÍN-AHUERMA, F. What is Artificial Intelligence? **International Journal of Research Publication and Reviews**, v. 3, n. 12, p. 1947-1951, 2022.
- MUNOKO, I.; BROWN-LIBURD, H.; VASARHELYI, M. The Ethical Implications of Using Artificial Intelligence in Auditing. **Journal of Business Ethics**, n. 167, p. 209-234, 2020.
- MUSTIKA, J.; KARLINA, L.; TIRTA, B. D. Using the UTAUT model to analyze perception of independent auditor on usage of Computer Assisted Audit Techniques. In: **Proceeding Medan International Conference on Economic and Business**, v. 1, p. 629-637, 2023.
- MURIKAH, W.; NTHENGE, J.; MUSYOKA, F. Bias and Ethics of AI Systems Applied in Auditing - A Systematic Review. **Scientific African**, n. 25, 2024.
- NA, S.; HEO, S.; HAN, S.; SHIN, Y.; ROH, Y. Acceptance Model of Artificial Intelligence (AI)-Based Technologies in Construction Firms: Applying the Technology Acceptance Model (TAM) in Combination with the Technology–Organisation–Environment (TOE) Framework. **Buildings**, 2022.
- NASCIMENTO, A. **ANTECEDENTES DA ACEITAÇÃO E ADOÇÃO DA AUDITORIA CONTÍNUA PELOS AUDITORES INTERNOS**. Dissertação (Mestrado em Ciências Contábeis e Atuariais) – Pontifícia Universidade Católica de São Paulo. São Paulo, 2019.
- NORZELAN, N. A.; MOHAMED, I. S.; MOHAMAD, M. Technology acceptance of artificial intelligence (AI) among heads of finance and accounting units in the shared service industry. **Technological Forecasting and Social Change**, v. 198, p. 123022, 2024.
- OCDE. **Hello, World: Artificial intelligence and its use in the public sector**. Paris: OCDE, 2019.
- \_\_\_\_\_. **OCDE Principles on Artificial Intelligence**. Paris: OCDE, 2024.
- OLARTE-PASCUAL, C.; PELEGRÍN-BORONDO, J.; REINARES-LARA, E.; ARIAS-OLIVA, M. From wearable to insideable: Is ethical judgment key to the acceptance of human capacity-enhancing intelligent technologies? **Computers in Human Behavior**, v. 114, 2020.

- OYE, N. D.; IAHAD, N. A.; RAHIM, N. A. The history of UTAUT model and its impact on ICT acceptance and usage by academicians. **Education and Information Technologies**, v. 19, n. 1, p. 251-270, 2014.
- PEREIRA, J. **Auditoria Governamental**. Salvador: Universidade Federal da Bahia (UFBA), 2021.
- PETER, M. A.; MACHADO, M. **Manual de Auditoria Governamental**. 2. ed. Rio de Janeiro: Atlas, 2014.
- PREECE, A. Asking ‘Why’ in AI: Explainability of intelligent systems—perspectives and challenges. **Intelligent Systems in Accounting, Finance and Management**, v. 25, n. 2, p 63-72, 2018.
- PREIKSAITIS, C.; ROSE, C. Opportunities, Challenges, and Future Directions of Generative Artificial Intelligence in Medical Education: Scoping Review. **JMIR Medical Education**, v. 9, 2023.
- RAAIAN, M; MUKTA, M. S. H.; FATEMA, K.; FAHAD, N. M.; SAKIB, S.; MIM., M. M. J. A Review on Large Language Models: Architectures, Applications, Taxonomies, Open Issues and Challenges. **IEEE Access**, v. 12, p. 26839-26874, 2024.
- RIBEIRO, O.; COELHO, J. **Série Em Foco – Auditoria**. 4. ed. São Paulo: SaraivaUni, 2023.
- RIKHARDSSON, P.; THORISSON, K.; BERGTHRSSON, G.; BATT, C. Artificial intelligence and auditing in small-and medium-sized firms: Expectations and applications. **AI Magazine**, v. 43, n. 3, p. 323-336, 2022.
- RODRIGUES, F. A evolução da inteligência artificial: entendendo suas camadas e terminologias. 2024. Disponível em: <https://fabianorodrigues.substack.com/p/a-evolucao-da-inteligencia-artificial>. Acesso em 19/4/2025.
- RUSSEL, J.; NORVIG, P. **Inteligência Artificial – 3ª. Edição**. Rio de Janeiro: Elsevier, 2013.
- SANTOS, L.; FREITAS, A.; FERREIRA, J. Whatsapp como ferramenta de ensino e aprendizagem por professores do ensino superior: uma avaliação utilizando o modelo de aceitação de tecnologia TAM. **Revista Eletrônica de Ciência Administrativa**, v. 19, n. 2, p. 257-279, 2020.
- SENGAR, S.; HASAN, A.; KUMAR, S.; CARROLL, F. Generative Artificial Intelligence: A Systematic Review and Applications. **ArXiv**, 2024.
- SILVA, J. A. N.; RABÊLO, A.; NASCIMENTO, J. C. CULTURA ORGANIZACIONAL E O MODELO DE ACEITAÇÃO DE TECNOLOGIA (TAM): Uma Análise do Módulo Memorando Eletrônico na Universidade Federal do Piauí. **Desenvolvimento em Questão**, 2021.
- SINGH, S.; SRIVASTAVA, P. Social media for outbound leisure travel: a framework based on technology acceptance model (TAM). **Journal of Tourism Futures**, 2019.
- SOUSA, S.; BELTRÃO, G. Factors Influencing Trust Assessment in Technology. In: **18th IFIP Conference on Human-Computer Interaction (INTERACT)**, Bari, Italy, 2021.
- SOUZA, J.; SANTOS, V. Transformação digital na Gestão Pública: Desafios e responsabilidade jurídica na era dos algoritmos. **Cognitio Juris**, v. 15, n 58, 2025.
- TAFNER, M. O Que São as Redes Neurais Artificiais. Revista Cérebro & Mente, n. 5, 1998. Disponível em: <https://cerebromente.org.br/n05/tecnologia/rna.htm>. Acesso em: 10/4/2025.
- TANG, N.; YANG, C.; FAN, J.; CAO, L. VerifAI: Verified Generative AI. **ArXiv**, 2023.
- TANUJAYA, B.; PRAHMANA, R.C.; MUMU, J. Likert Scale in Social Sciences Research: Problems and Difficulties. **International Journal of Evaluation and Research in Education (IJERE)**, v. 12, n. 1, p. 305-311, 2023.
- TERBLANCHE, N.; KIDD, M. Adoption factors and moderating effects of age and gender that influence the intention to use a non-directive reflective coaching chatbot. **SAGE Open**, v. 12, n. 2, p. 1-16, 2022.

- THOTTOLI, M. M.; THOMAS, K. V. ERP software and practicing auditors: an empirical study applying UTAUT model. **International Journal of Innovation in the Digital Economy (IJIDE)**, v. 13, n. 1, p. 1-13, 2022.
- TOLEDO, A; MENDONÇA, M. A aplicação da inteligência artificial na busca de eficiência pela administração pública. **Revista do Serviço Público**, v. 74, n. 2, p. 410-438, 2023.
- TRIBUNAL DE CONTAS DA UNIÃO. **Manual de Auditoria Operacional**. 4. ed. Brasília: Tribunal de Contas da União, 2020.
- \_\_\_\_\_. **Plano de Transformação Digital do TCU 2021–2023**. Brasília: TCU, 2021.
- \_\_\_\_\_. Brasília, 2024. Disponível em <https://portal.tcu.gov.br/imprensa/noticias/orgaos-publicos-recebem-licenca-para-uso-do-chattcu>
- \_\_\_\_\_. Brasília, 2025. Disponível em: <https://portal.tcu.gov.br/imprensa/noticias/chattcu-ultrapassa-136-compartilhamentos-de-codigo-fonte>
- TRITAMA, S. V.; MAHAPRAJNA, N. A.; LEO, B. The Role of AI Adoption in Achieving Sustainable Audit Quality. **Journal of Theoretical and Applied Information Technology**, v. 103, n. 2, 2025.
- TUCKER, C. Privacy, algorithms, and artificial intelligence. *The Economics of Artificial Intelligence: An Agenda*. Chicago: The University of Chicago Press, 2018.
- TWEEDALE, J., JAIN, L. Advances in Modern Artificial Intelligence. **Advances in Intelligent Systems and Computing**, v. 234, n. 1, p. 1-18, 2014.
- UREFE, O.; ODONKOR, T.; AGU, E. Methodologies and best practices for audit and compliance in governmental financial management. **Finance & Accounting Research Journal**, 2024.
- VENKATESH, V.; DAVIS, F. D. A theoretical extension of technology acceptance model: four longitudinal field studies. **Management Science**, v. 46, n. 2, p. 186-204, 2000.
- VENKATESH, V.; MORRIS, M. G.; DAVIS, G. B.; DAVIS, F. D. User acceptance of information technology: toward a unified view. **MIS Q**, p. 425–478, 2003.
- VENKATESH, V.; BALA, H. Technology acceptance model 3 and research agenda on interventions. **Decision Sciences**, v. 39, n. 2, p. 273-315, 2008.
- VENKATESH, V.; THONG, J. Y. L.; XU, X. Consumer Acceptance and Use of Information Technology: Extending the Unified Theory of Acceptance and Use of Technology. **MIS Quarterly**, v. 36, n. 1, p. 157–178, 2012.
- VIEIRA PINTO, A. **O conceito de tecnologia**. Rio de Janeiro: Contraponto, 2005.
- WANG, P. On Defining Artificial Intelligence. **Journal of Artificial General Intelligence**, v. 10, p. 1-37, 2019.
- WANG, T.; WANG, Y.; LIN, T. The effect of status quo bias on technology upgrade: Evidence from the Windows operating system. **International Journal of Information Management**, v. 38, n. 1, p. 58-69, 2018.
- WRIGHT, D.; SCHULTZ, A. A framework for the ethical impact assessment of information technology. **Ethics and Information Technology**, v. 13, n. 3, p. 199-226, 2011.
- WU, H.; LEUNG, S. Can Likert Scales be Treated as Interval Scales? A Simulation Study. **Journal of Social Service Research**, v. 43, n. 4, p. 527-532, 2017.
- WU, T.; JIANG, N.; PAHLEVAN SHARIF, S.; CHEN, M. Explaining subscription intention for video streaming platforms in China: Integrating the UTAUT2 model, perceived value theory, and S-O-R theory. **PLOS One**, v. 20, n. 5, 2025.