

FUCAPE PESQUISA E ENSINO S/A – FUCAPE ES

MARCUS WENCESLAU DE CARVALHO

**PERCEPÇÃO SOBRE ADOÇÃO DA INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL NOS
CONTROLES INTERNOS DO SETOR PÚBLICO DA AMAZÔNIA LEGAL**

VITÓRIA

2025

MARCUS WENCESLAU DE CARVALHO

**PERCEPÇÃO SOBRE ADOÇÃO DA INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL NOS
CONTROLES INTERNOS DO SETOR PÚBLICO DA AMAZÔNIA LEGAL**

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Ciências Contábeis e Administração, da Fucape Pesquisa e Ensino S/A, como requisito parcial para obtenção do título de Mestre em Ciências Contábeis e Administração – Nível Profissionalizante.

Orientador: Prof. Dr. Diego Rodrigues Boente

VITÓRIA

2025

MARCUS WENCESLAU DE CARVALHO

**PERCEPÇÃO SOBRE ADOÇÃO DA INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL NOS
CONTROLES INTERNOS DO SETOR PÚBLICO DA AMAZÔNIA LEGAL**

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Ciências Contábeis e Administração da Fucape Pesquisa e Ensino S/A, como requisito parcial para obtenção do título de Mestre em Ciências Contábeis e Administração – Nível Profissionalizante.

Aprovada em 08, de setembro de 2025.

BANCA EXAMINADORA

Prof. Dr. Diego Rodrigues Boente
Fucape Pesquisa e Ensino S/A

Prof.^a Dra. Leila Márcia Sousa de Lima Elias
Universidade Federal do Pará - UFPA

Prof. Dr. João Eudes Bezerra Filho
Fucape Pesquisa e Ensino S/A

AGRADECIMENTOS

A Deus pela inspiração e força. A minha família que me entusiasma para o cumprimento desse objetivo, que confia no meu projeto. A minha esposa pela força nos momentos mais difíceis; A minha filha Sarah pelo seu jeito especial de ajudar. Aos colegas da Contabilidade Geral do Estado de Rondônia – COGES, pelas valiosas experiências compartilhadas e pela convivência enriquecedora. Aos colegas e professores do curso de Mestrado da Fucape Pesquisa e Ensino S/A, pelo convívio e crescimento em algumas calorosas discussões, em especial ao Lineker, cujo suporte foi fundamental. Aos companheiros de trabalho no Ministério Público do Estado de Rondônia, pelo apoio e amizade durante este período. À Professora Dra. Silvana, pelas orientações e dicas preciosas; ao Dr. Diego Rodrigues Boente, Dr. João Eudes e a Dra. Leila Márcia pelo incentivo e ensinamentos.

A todos aqueles que, direta ou indiretamente, contribuíram para a realização deste objetivo, registro minha sincera gratidão.

“É nos seus momentos de decisão que seu destino é traçado.”

(Tonny Robbins)

RESUMO

Este estudo analisa os determinantes da adoção de Inteligência Artificial (IA) em controles internos públicos na Amazônia Legal Brasileira. Ao integrar o Modelo de Aceitação de Tecnologia (TAM) e a Teoria do Suporte Organizacional Percebido (POS), fornece novas evidências sobre o papel de fatores organizacionais e perceptuais na formação da intenção de uso. Os resultados indicam que o Suporte Organizacional Percebido é o preditor mais forte da adoção de IA, enquanto a Facilidade de Uso Percebida influencia significativamente a Utilidade Percebida. Em contraste, a Utilidade Percebida e o Custo Financeiro Percebido não mostram efeito direto na intenção de uso, ressaltando a predominância do suporte organizacional sobre as avaliações individuais de custo-benefício na adoção de tecnologia no setor público. Essas descobertas destacam a necessidade de gestores e formuladores de políticas promoverem ambientes de apoio como condição para uma transformação digital eficaz e implementação responsável de controles internos baseados em IA.

Palavras-chave: inteligência artificial; custo financeiro percebido, facilidade de uso percebida, controle interno, apoio organizacional percebido.

ABSTRACT

This study analyzes the determinants of Artificial Intelligence (AI) adoption in public internal controls in the Brazilian Legal Amazon. By integrating the Technology Acceptance Model (TAM) and the Theory of Perceived Organizational Support (POS), it provides novel evidence on the role of organizational and perceptual factors in shaping usage intention. Results indicate that Perceived Organizational Support is the strongest predictor of AI adoption, while Perceived Ease of Use significantly influences Perceived Usefulness. In contrast, Perceived Usefulness and Perceived Financial Cost show no direct effect on usage intention, underscoring the predominance of organizational support over individual cost-benefit assessments in technology adoption within the public sector. These findings highlight the need for managers and policymakers to foster supportive environments as a condition for effective digital transformation and responsible AI-based internal controls implementation.

Keywords: artificial intelligence; perceived financial cost; perceived ease of use; internal control; perceived organizational support.

SUMÁRIO

1 INTRODUÇÃO	8
2 REFERENCIAL TEÓRICO.....	14
2.1 SISTEMAS DE CONTROLES INTERNOS NO SETOR PÚBLICO	14
2.2 INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL NO SETOR PÚBLICO.....	16
2.3 MODELOS TEÓRICOS DE ADOÇÃO DE TECNOLOGIA.....	19
2.4 INTENÇÃO DE USO DA TECNOLOGIA.....	20
2.5 DETERMINANTES DA ADOÇÃO DA TECNOLOGIA.....	23
2.5.1 Facilidade de Uso Percebida	23
2.5.2 Utilidade Percebida	24
2.5.3 Custo Financeiro Percebido	26
2.5.4 Suporte Organizacional Percebido	27
2.6 MODELO PROPOSTO	28
3 METODOLOGIA DA PESQUISA.....	31
3.1 POPULAÇÃO E AMOSTRA.....	31
3.2 INSTRUMENTO DE COLETA DE DADOS E CUIDADOS ÉTICOS	32
3.3 MÉTODO DE ANÁLISE	34
4 RESULTADOS E DISCUSSÃO	36
4.1 PERFIL DA AMOSTRA	36
4.2 VALIDAÇÃO DO MODELO DE MENSURAÇÃO	38
4.3 AVALIAÇÃO DO MODELO ESTRUTURAL	41
4.4 DISCUSSÃO DOS RESULTADOS	45
5 CONSIDERAÇÕES FINAIS	49
REFERÊNCIAS.....	52
APÊNDICE A – QUADRO DOS CONSTRUTOS.....	64
APÊNDICE B – QUESTIONÁRIO.....	66

1 INTRODUÇÃO

A administração pública tem passado por profundas transformações com o avanço da inovação tecnológica, especialmente pela introdução da Inteligência Artificial (IA), que tem promovido maior eficiência, confiança e valor público (Madan & Ashok, 2023). Esse cenário de confiabilidade é sustentado pelos Controles Internos, que desempenham um papel essencial na governança institucional e na promoção da transparência, além de serem fundamentais na detecção de fraudes financeiras e de atuarem como uma linha de defesa (Koo & Ki, 2020; Li & Shen, 2021; Qatawneh, 2024; Tapia et al., 2024; Tawfik et al. 2023; Yang et al., 2020).

Assim, a IA, entendida como a capacidade dos sistemas computacionais em realizar tarefas que normalmente exigiriam inteligência humana, como aprendizado e tomada de decisão, tem sido cada vez mais estudada no contexto dos controles internos (Aldoseri et al., 2023; Y. Li et al., 2025; Thayyib et al., 2023). Estudos recentes mostram que o uso de algoritmos sofisticados capacita os auditores a identificar e obter informações relevantes, focado em áreas que exigem julgamento superior, como discutido por Kokina e Davenport (2017).

Diante desse cenário de transformação, as estratégias nacionais de IA no setor público tem incentivado a aplicação dessa tecnologia em diversas áreas incluindo saúde, transporte e educação, expandindo para setores como economia, energia, meio ambiente, segurança pública e mobilidade (Aldoseri et al., 2023; Hjaltalin & Sigurdarson, 2024; Thottoli et al., 2022). Com o avanço acelerado das tecnologias de IA, a adoção dessa inovação torna-se cada vez mais presente nas organizações públicas, pressionando-as a buscar soluções que aprimorem sua eficiência e

responsabilidade pública (*accountability*), conforme demonstrado por estudos recentes (Mikalef et al., 2022; Van Noordt & Tangi, 2023).

Desse modo, a implementação de novas tecnologias tem o potencial de agregar valor aos produtos e serviços públicos, além de otimizar processos organizacionais (Skoumpopoulou et al., 2018). Em áreas como contabilidade e auditoria IA trouxe avanços significativos principalmente no que diz respeito ao processamento e análise de grandes volumes de dados sobretudo quando combinada com a computação em nuvem otimizando esses processos (Anh et al., 2024; Hoa et al., 2023).

Além dos benefícios mencionados, a intenção de uso da IA é influenciada por fatores como as percepções de facilidade de uso, utilidade percebida e custo financeiro, como discutido por Alzebda e Matar (2025) e Tung et al. (2008) além da percepção do apoio organizacional (Xu et al., 2022). Quando os usuários percebem esses benefícios de maneira clara, eles se sentem mais inclinados a tomar decisões positivas sobre o uso da tecnologia. Isso é relevante em sistemas contábeis baseados em IA, que facilitam processos como análise preditiva, reconciliação de dados e redução de custos, ampliando a eficiência e agregando valor ao desempenho organizacional. (Damerji & Salimi, 2021).

Por outro lado, Alhumaid et al. (2021) destacam que a aceitação de novas tecnologias pode ser limitada por fatores como preparação inadequada, prontidão técnica insuficiente e receio sobre seu uso, o que gera barreiras para o conhecimento além de enfrentar desafios, como a necessidade de novos arcabouços regulatórios e a complexidade de alinhar a tecnologia com normas administrativas (Correia et al., 2024).

De maneira complementar, Venkatesh et al. (2003), Molino et al. (2021) e Saade e Nijher, (2016) argumentam que a resistência à adoção de novas tecnologias pode ser atribuída a fatores como a incerteza sobre os benefícios da tecnologia e a falta de suporte organizacional. No entanto essa resistência pode ser mitigada por meio de estratégias de mudança organizacional e pela implementação de programas de treinamento, conforme indicado por Badghish e Soomro (2024) e Selten e Klievink (2024).

Nas últimas décadas os governos têm acelerado a transformação digital e com tecnologias como a Inteligência Artificial (IA), buscaram reestruturar suas operações, melhorar a eficiência, confiança e qualidade dos serviços, bem como promover justiça e transparência, apesar das preocupações com a redução da discrição burocrática, viés algorítmico e dependência excessiva de sistemas informatizados (Li et al., 2025; Nguyen et al., 2024; Zuiderwijk et al., 2021).

Embora existam estudos que discutam o uso da IA no contexto dos controles internos, especialmente quanto à sua aplicação prática na detecção de fraudes e análise de grandes volumes de dados (Aldoseri et al., 2023; Kokina & Davenport, 2017), ainda são escassas as pesquisas empíricas que avaliam os fatores que influenciam a percepção de uso da IA nos controles internos sobretudo com base em modelos teóricos consolidados como o TAM e o POS. Essa lacuna evidencia a necessidade de investigar como aspectos como utilidade percebida, facilidade de uso percebida, custo financeiro percebido e suporte organizacional percebido influenciam a percepção da adoção da Inteligência artificial nos processos de controles internos da Administração Pública dos entes da Amazonia Legal.

Dito isso, formula-se a seguinte questão de pesquisa:

Os fatores como a facilidade de uso percebida, utilidade percebida, custo financeiro percebido e apoio organizacional percebido influenciam a Intenção de uso da IA nos Controles Internos da Administração Pública no contexto da Amazônia legal brasileira?

Com base nos argumentos apresentados o objetivo deste estudo é analisar a influência desses construtos na percepção de adoção da IA nos controles internos do setor público brasileiro da região da Amazônia legal.

Para alcançar esse propósito, definiram-se os seguintes objetivos específicos, os quais desdobram o problema central da pesquisa:

- a) Avaliar a influência conjunta da Facilidade de uso Percebida e da Utilidade Percebida na intenção de uso da IA nos controles Internos.
- b) Averiguar o impacto do custo financeiro percebido na decisão de adotar a Inteligência Artificial nos controles internos do setor público.
- c) Examinar se o Apoio Organizacional Percebido (SOP) fortalece a percepção da intenção de uso da IA.
- d) Mensurar a influência conjunta dos construtos investigados sobre a intenção de uso da Inteligência Artificial, por meio da modelagem de equações estruturais (PLS-SEM).

A justificativa teórica deste estudo está ancorada em três pilares principais:

Primeiro, ao propor um modelo híbrido que integra os construtos Facilidade de Uso Percebida (FUP), Utilidade Percebida (UP), Custo Financeiro Percebido (CFP) e Suporte Organizacional Percebido (SOP) combinação ainda não explorada conjuntamente no contexto dos controles internos do setor público, esta pesquisa avança em relação ao Modelo de Aceitação de Tecnologia (TAM) tradicional (Davis,

1989). Embora esses construtos já tenham sido validados individualmente em estudos prévios por exemplo em Tung et al. (2008); Pramono et al. (2023), sua aplicação combinada à adoção da Inteligência Artificial (IA) por órgãos governamentais configura uma contribuição teórica inovadora. O TAM foi originalmente concebido para contextos de uso voluntário, nos quais o usuário decide adotar ou não a tecnologia (Davis, 1989; Mathieson et al., 2001). Contudo, estudos posteriores demonstraram sua aplicabilidade também em cenários obrigatórios, (Barki & Hartwick, 1994). Pressupõe-se, neste estudo, que essa característica é especialmente relevante para o setor público, no qual o uso da IA tende a ser progressivamente induzido por diretrizes institucionais. Esse pressuposto constitui uma das condições de base para a formulação do modelo teórico e das hipóteses de pesquisa.

Segundo, ao focar nos controles internos, o estudo aborda uma área ainda pouco explorada nas pesquisas sobre IA no setor público (Alhosani & Alhashmi, 2024), especialmente no Brasil, onde a base legal como a Lei 4.320/1964 demanda soluções tecnológicas alinhadas às práticas de governança (Tapia et al., 2024). Adicionalmente, como observado por Al Wael et al. (2024), são raros os estudos que investigam a percepção de profissionais públicos sobre a adoção de IA, embora este setor apresente alta complexidade, diversidade e exigências de accountability, o que torna a implementação tecnológica ainda mais desafiadora.

Terceiro, ao oferecer evidências empíricas sobre como fatores de natureza comportamental (como o SOP) e econômica (como o CFP) interagem em ambientes burocráticos, esta pesquisa responde a chamadas recentes por estudos que conectem teoria e prática regulatória (Correia et al., 2024; Zuiderwijk et al., 2021). Tal contribuição é relevante para a formulação de políticas públicas de capacitação,

alocação de recursos e desenvolvimento de sistemas de controle mais eficazes, promovendo a transparência e a eficiência na gestão pública.

No contexto brasileiro, esse foco é particularmente relevante, considerando a existência de um arcabouço normativo sólido, como a Lei 4.320/1964, a Constituição Federal de 1988, o Decreto-Lei nº 200/1967 e a Lei de Responsabilidade Fiscal (LC 101/2000), os quais reforçam a importância de mecanismos de controle alinhados à boa governança. Tal necessidade também é evidenciada em estudos internacionais, como o de Tapia et al. (2024), que, ao analisarem a realidade de instituições públicas peruanas, propõem diretrizes internas para fortalecer os controles internos e a gestão administrativa diante da fragilidade da implementação, mesmo com marcos normativos estabelecidos.

A escolha dos controles internos como objeto de estudo se justifica por sua função estratégica na prevenção de fraudes, monitoramento da conformidade e suporte à transparência. Em um cenário de crescente digitalização, compreender como os profissionais da área atuantes em órgãos públicos estaduais da região da Amazônia legal percebem o uso da IA pode auxiliar na formulação de políticas de capacitação, alocação de recursos tecnológicos e desenvolvimento de sistemas mais eficazes, contribuindo para o aprimoramento da governança pública e da prestação de contas no setor público brasileiro.

2 REFERENCIAL TEÓRICO

O presente capítulo reúne os fundamentos que sustentam esta pesquisa. Inicialmente, são apresentados os Sistemas de Controles Internos no Setor Público (Seção 2.1), seguidos pela análise da Inteligência Artificial no Setor Público (Seção 2.2). Na sequência, abordam-se os Modelos Teóricos de Adoção de Tecnologia (Seção 2.3) e a Intenção de Uso da Tecnologia (Seção 2.4). Em seguida, discutem-se os Determinantes da Adoção da Tecnologia (Seção 2.5), contemplando os construtos de Facilidade de Uso Percebida, Utilidade Percebida, Custo Financeiro Percebido e Suporte Organizacional Percebido. Por fim, apresenta-se o Modelo Proposto (Seção 2.6), que sintetiza as hipóteses a serem testadas no estudo.

2.1 SISTEMAS DE CONTROLES INTERNOS NO SETOR PÚBLICO

O Setor público é caracterizado por estruturas de governança que administram vastos recursos e serviços essenciais à sociedade (Almquist et al., 2013; Klijn, 2008). A transparência, eficiência e responsabilidade fiscal são fundamentais para garantir a legitimidade e confiança pública (Guillamón & Cuadrado-Ballesteros, 2021; Onofrei et al., 2021). No entanto, a má gestão de recursos e a corrupção representam grandes desafios, exigindo controles eficazes para proteger o patrimônio público (Martins et al. 2023; Monteduro et al., 2016).

No Brasil, os Controles internos na administração pública estão ancorados em normas legais que evoluíram desde a década de 1960. Como destacam Gadelha et al. (2023) os artigos 70 e 74 da Constituição Federal de 1988 e a Lei de Responsabilidade fiscal LC nº 101/2000 institucionalizaram o controle interno em todas as esferas da administração pública, direta e indireta, reforçando seu caráter essencial para a fiscalização e transparência.

Ainda, segundo (Gadelha et al., 2023) a Lei 4.320/1964, em seu art. 75, estabeleceu pilares básicos (legalidade, responsabilização e qualidade do gasto), enquanto o Decreto-Lei nº 200/1967 estruturou a reforma administrativa, fortalecendo a atividade de controle interno. Nesse contexto, o art. 78 da mesma lei é reconhecido como marco regulatório do controle interno, conforme (Elias, 2014). Como exemplo dessa evolução normativa, observa-se a crescente exigência por sistemas eficazes de controle interno que subsidiem a transparência e a confiabilidade das informações contábeis (Paula & Bezerra Filho, 2024).

Nesse contexto, os Controles Internos (CI), estruturados no modelo das Três Linhas de Defesa como afirmam Tawfik et al. (2023), atuam tanto na primeira linha, por meio das unidades operacionais responsáveis pela execução dos controles, quanto na segunda linha, com foco em atividades de conformidade, monitoramento e supervisão e na terceira linha representada pela auditoria interna, que fornece avaliações independentes sobre a eficácia dos controles e da governança, contribuindo com recomendações para o aprimoramento contínuo da organização conforme orienta o *Institute of Internal Auditors – IIA* (2020) .

Essas funções são essenciais para mitigar riscos e prevenir fraudes, contribuindo diretamente para a integridade das informações financeira, fornecendo mecanismos de supervisão e verificação que aumentam a confiabilidade das operações financeiras (Alzoubi, 2023; Nadrishah et al., 2024). Shonhadji e Maulidi (2022), enfatizam que os CI atuam na proteção de crime contra finanças moderando os riscos de uma organização.

Diante dos desafios enfrentados pela administração pública, a implementação de mecanismos de monitoramento e avaliação contínuos dos Controles Internos (CI) torna-se essencial para garantir sua eficácia (Bănărescu, 2015). Estudos indicam que

a automação e a integração de tecnologias emergentes, como *big data*, computação em nuvem e Inteligência Artificial fortalecem os CI permitindo a detecção de fraudes e irregularidades em tempo real reduzindo falsos positivos melhorando a confiabilidade dos sistemas (Novita & Anissa, 2022; Saleh et al., 2023; Shalhoob et al. 2024).

Considerando esse cenário de transformação impulsionada pela IA, os Controles internos ganham destaque como pilar essencial na governança das organizações públicas (Gadelha et al., 2023). Segundo Hariyani et al. (2024) os CI consistem em um conjunto de procedimentos estabelecidos pela administração para garantir a precisão dos registros financeiros, a eficiência operacional e a conformidade regulatória, cuja eficácia aumenta a capacidade dos gestores em identificar riscos o que potencialmente eleva o nível de transparência das informações divulgadas pelos gestores (Elsayed & Elshandidy, 2021).

Os Controles Internos ganham força com as inovações tecnológicas, especialmente a Inteligência Artificial. Essa ferramenta estratégica promete revolucionar o monitoramento público, tornando mais ágil a detecção de fraudes, riscos e irregularidades. O próximo tópico explorará as aplicações práticas da IA no setor público, seus benefícios e os desafios éticos da implementação.

2.2 INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL NO SETOR PÚBLICO

Ao longo das últimas décadas, as organizações governamentais têm sido influenciadas pelo notável avanço de tecnologias como *blockchain*, internet das coisas, robótica e inteligência artificial (Yigitcanlar et al., 2020). Esses avanços tecnológicos têm proporcionado benefícios por meio da automação de tarefas, permitindo melhor alocação da força de trabalho, monitoramento e controle de

epidemias (Guenduez & Mettler, 2023). A influência dessas tecnologias se estende por praticamente todos os setores governamentais, incluindo o sistema jurídico, construção, pesquisa e desenvolvimento, educação e telecomunicações (Yigitcanlar et al., 2023).

Dito isso, as definições da Inteligência Artificial são amplas e são frequentemente entendidas como sistemas de IA aqueles que utilizam modelos e algoritmos para processar informações e desenvolver habilidades cognitivas, permitindo a previsão e tomada de decisões em diversos ambientes (Kelly et al., 2023; Chatterjee et al., 2021). A (IA) tem o poder de analisar uma variedade de dados além de desempenhar o papel de atuar na detecção de anomalias fiscais e na análise de padrões complexos em grandes volumes de dados financeiros (Alshahrani et al., 2022).

Nesse contexto, a IA destaca-se por oferecer novas possibilidades para tomadas de decisões baseadas em dados, pois permite analisar diferentes tipos de informações, como a *big data* (Mergel et al., 2023). Estudo nos Emirados Árabes mostra que o *ChatGPT*, tipo de IA baseada em linguagem natural, pode melhorar a comunicação no setor público, promovendo eficiência, transparência e economia (Goher, 2025).

Em linha com esses achados, uma pesquisa conduzida no Reino Unido com profissionais do setor público na qual entrevistados relataram impactos positivos da IA na produtividade observou-se que mais de 80% dos profissionais de assistência social e outras áreas afirmaram que a IA Generativa reduziu tarefas burocráticas onde se projetou uma queda de 50% para 30% no tempo gasto com processos administrativos (Bright et al., 2024).

No Brasil, a Controladoria Geral da União (CGU) ilustra esse movimento com a adoção do robô Alice, sistema de inteligência artificial utilizado na análise preventiva de editais. Entre 2018 e 2019 a ferramenta possibilitou auditorias em R\$ 4,3 bilhões em licitações levando à suspensão ou ajustes em processos suspeitos, demonstrando como a IA pode promover eficiência e evitar desperdícios de recursos públicos (Panis et al., 2022).

Esses avanços alinham-se à perspectiva de Al Wael et al. (2024), que destacam o papel da IA em transformar as práticas profissionais globalmente, mantendo a competitividade no mercado. Contudo, Medaglia et al. (2023) alertam para riscos associados, como o reforço de desigualdades sociais, violação de privacidade e desafios na atribuição de responsabilidades, problemas que demandam regulação e atenção a vieses algorítmicos (Helmholz et al., 2024). Complementarmente, relatos de especialistas indicam que, embora se busque a transparência dos algoritmos, a complexidade dos modelos pode dificultar a fiscalização pública e perpetuar vieses oriundos da má qualidade dos dados utilizados em seu treinamento (Façanha et al., 2024).

Diante desse cenário de avanços e desafios, considera-se pertinente investigar como indivíduos e organizações têm decidido adotar ou rejeitar tecnologias emergentes, como a Inteligência Artificial, sobretudo no contexto do setor público. Nesse sentido, entende-se que os modelos teóricos de adoção de tecnologia podem oferecer um arcabouço analítico relevante, contribuindo para a identificação dos fatores que influenciam a intenção de uso. Assim, optou-se por apresentar, a seguir, o Modelo de Aceitação de Tecnologia (TAM), amplamente reconhecido na literatura por sua aplicabilidade e poder explicativo em estudos dessa natureza.

2.3 MODELOS TEÓRICOS DE ADOÇÃO DE TECNOLOGIA

Para esta pesquisa buscou-se evidenciar os determinantes da intenção de uso de tecnologia destacando-se os fatores propostos por Davis (1989) no Modelo de Aceitação de Tecnologia (TAM) um modelo teórico importante para capturar os efeitos das percepções dos usuários na utilização de tecnologias (Pereira et al., 2023). Os principais construtos do TAM, Facilidade de uso Percebida (FUP) e Utilidade Percebida (UP), são frequentemente aplicados em pesquisas para prever a intenção de um indivíduo em utilizar determinada tecnologia (Raut & Kumar, 2024) tratando-se de construtos com forte poder explicativo usados até recentemente (Na et al., 2022). Estudos como o de Anh et al. (2024) revelam que os fatores determinantes da intenção de uso da IA, FUP e UP, envolvendo contabilistas e auditores no *Vietnam* explicam significativamente a aplicação de IA no trabalho.

Expandindo o Modelo de Aceitação de Tecnologia (TAM), esta pesquisa incorpora o construto custo financeiro percebido, fundamentado nos estudos de Tung et al. (2008) segundo o qual o custo financeiro é o quanto um usuário crê que uma tecnologia envolverá sacrifício monetário. A relevância do fator custo na adoção de tecnologias foi destacada por Tsu Wei et al. (2009) como um dos motivos para frear o comércio de tecnologia móvel naquela época. Nesse sentido, Al-Okaily (2023) menciona que no contexto de serviços de carteira eletrônica em municípios jordanianos o custo financeiro percebido (CFP), afeta diretamente a aceitação da tecnologia, uma vez que os usuários tendem a avaliar o quanto gastou, impactando sua decisão de adoção.

Este estudo fundamentou-se na Teoria do Suporte Organizacional (Eisenberger et al., 1986) para examinar a percepção dos usuários de IA quanto ao apoio oferecido pela organização. Nesse contexto, a organização desempenha um

papel crucial não apenas na adoção de novas tecnologias, mas também no desenvolvimento e aperfeiçoamento contínuo dos usuários. Conforme apontado por Saeed Al-Marroof et al. (2021), o suporte organizacional percebido inclui o grau de preocupação com o bem-estar dos funcionários e o reconhecimento de suas contribuições, aspectos fundamentais para a efetiva implementação de inovações tecnológicas. Assim o construto suporte organizacional percebido refere-se à percepção dos funcionários sobre o quanto a organização demonstra preocupação com o seu bem-estar e reconhece suas contribuições (Eisenberger et al., 1986).

Compreendidos os principais modelos teóricos que fundamentam a adoção de tecnologias na próxima seção foi examinado como esses conceitos influenciam a intenção de uso da Inteligência Artificial.

2.4 INTENÇÃO DE USO DA TECNOLOGIA

O avanço contínuo das tecnologias de informação e comunicação tem direcionado os esforços para observar o comportamento de aceitação tecnológica com foco nos indivíduos (Dabbous et al., 2022; Kaur & Arora, 2020). De acordo com Kelly et al. (2023), a aceitação do usuário pode ser descrita como a disposição de experimentar, adquirir ou utilizar um bem ou serviço. Nesse contexto, pesquisas recentes destacam que os usuários são mais inclinados a adotar determinada tecnologia quando a percebem como útil e fácil de usar (Davis, 1989; Gholami et al., 2021; Na et al., 2022).

A Inteligência Artificial, ao aprimorar a precisão e produtividade (Al Wael et al., 2024), eficiência e competitividade (Mancini et al., 2021), além de reduzir custos, (Mergel et al., 2023) configura-se como um ativo estratégico para as organizações (Simón et al., 2024). Alinhada a essa perspectiva, com o rápido crescimento das

aplicações de IA, o papel da organização na intenção de usar uma nova tecnologia impacta diretamente a percepção do usuário conforme destacado por (Chen et al., 2021). Segundo Neumann et al. (2024) a adoção da IA em organizações públicas é estudada por diversos fatores como a complexidade, participação do governo, e que estas estão alinhadas as necessidades dos adotantes.

A tecnologia de IA incorpora diferentes técnicas de aprendizado, incluindo a capacidade de imitar a cognição humana (Alshahrani et al., 2022; Cheng, 2023). Nesse sentido a IA possui a habilidade de analisar dados em tempo real melhorando a transparência financeira (Meske et al., 2022; Rane et al., 2023). Adicionalmente a IA tem sido reconhecida por sua capacidade de automatizar e modernizar a força de trabalho, reduzindo custos e agregando valor público (Van Noordt & Misuraca, 2022; Wilson, 2022; Wirtz et al., 2019).

Na União Europeia, por exemplo, IA tem sido aplicada para aprimorar processos governamentais, particularmente na prestação de serviços públicos e gestão interna (Van Noordt & Misuraca, 2022). De forma complementar, nos Estados Unidos a adoção dessa tecnologia (IA) buscou otimizar processos como identificação de fraudes, decisões regulatórias e envolvimento cívico (Ahn & Chen, 2022; Engstrom et al., 2020).

Além dessas aplicações, a combinação de IA com o *blockchain* está auxiliando auditores na revisão, conformidade fiscal, documentos de trabalhos e tomada de decisões (Han et al., 2023). Além disso, Ditkaew e Suttipun (2023), destacam que a integração de ferramentas de Inteligência Artificial com *big data* (Mikalef & Gupta, 2021) e computação em nuvem (Ahn & Chen, 2022) reforça as capacidades da IA uma vez que pode realizar auditorias na população total (Wassie & Lakatos, 2024) Essa integração permite que auditores analisem informações em procedimentos

típicos de auditoria, como avaliação de risco, controle interno, análise comparativa e testes substantivos de transações e saldos.

Embora o advento da IA visto como inovador e um marco no setor público que veio para ficar (Van Noordt & Tangi, 2023), a adoção dessa tecnologia ainda é baixa nesse setor em comparação com o setor privado (Misra et al., 2024; Neumann et al., 2024). Essa tecnologia enfrenta uma série de desafios, incluindo barreiras tecnológicas, sociais, legais e éticas (Maragno et al., 2023). Além disso, surgem preocupações com o impacto no mercado de trabalho devido a automação e questões relacionadas a privacidade e viés algorítmico que são algumas implicações enfrentadas pela IA (Sun & Medaglia, 2019).

Ademais, a adoção de tecnologias emergentes, como a IA, pode ser um processo complexo que envolve custos elevados de implementação, operação e supervisão, bem como desafios jurídicos (Seethamraju & Hecimovic, 2023). Pesquisas indicam que no setor público a adoção da IA enfrenta gargalos significativos, principalmente devido à limitação de recursos financeiros e a carência de profissionais capacitados (Al Wael et al., 2024). Além disso, a integração de IA com outros sistemas representa um desafio adicional, conforme destacado por Mikalef e Gupta (2021).

Dito isso nota-se a presença de obstáculos, como receio em relação a mudanças nos procedimentos, preocupações com custos, inaptidão técnica e medo (Tariq et al., 2021). O desafio é implementar a governança de IA (Zuiderwijk et al., 2021) além de assegurar que todos os colaboradores incluindo Auditores e Servidores estejam prontos para adotar essas inovações (Aquino et al., 2022) uma vez que na era da Inteligência Artificial, espera-se que auditores internos desenvolvam

competências tecnológicas, recebam capacitação adequada e reconheçam o uso da IA como diferencial competitivo (Wassie & Lakatos, 2024).

A Inteligência Artificial tem se destacado como ferramenta de apoio aos controles internos no setor público, contribuindo para auditorias automatizadas, prevenção de fraudes e maior confiabilidade da informação. Contudo, sua efetiva adoção depende da aceitação por parte dos profissionais públicos. Assim, este estudo busca compreender os fatores que influenciam essa aceitação, com base em constructos tecnológicos (FUP, UP), organizacionais (SOP) e econômicos (CFP), alinhando-se ao objetivo de analisar a integração da IA aos mecanismos de controle interno.

2.5 DETERMINANTES DA ADOÇÃO DA TECNOLOGIA

2.5.1 Facilidade de uso percebida

A facilidade de uso é um construto central no Modelo de Aceitação de Tecnologia (TAM), refere-se ao grau em que um usuário acredita que o uso de um sistema específico seria livre de esforço (Davis, 1989). Isso é particularmente relevante na aceitação de uma tecnologia existente orientada por IA pois pressupõe que a mesma seja compatível e adequada com os sistemas e processos atuais da organização além de trazer soluções funcionais que estejam em alinhamento com os valores da empresa (Na et al., 2022).

Martín-García et al. (2022), menciona que a inexperiência e falta de treinamento, são barreiras à intenção de uso de uma tecnologia, considerando a população idosa. Por outro lado, Alzebda e Matar (2025) afirma que usuários tendem a adotar mais facilmente sistemas impulsionados por IA que consideram mais

acessíveis e fáceis de usar como por exemplo em aplicações como plataformas de *e-learning*, permitindo uma flexibilidade diferenciada desse sistema.

Nesse contexto, Damerji e Salimi (2021) contribuem afirmando que as áreas otimizadas com IA tem como resultado, além da diminuição dos custos e do tempo, a criação de sistemas inteligentes capazes de executar tarefas semelhantes a dos humanos. Dessa forma observa-se que à medida que os usuários percebem que a IA é mais intuitiva e demanda menos esforço para ser utilizada, eles tendem a ter maior disposição para utilizá-la. Dito isso propõe-se a seguinte hipótese:

H₁: A Facilidade de uso percebida (FUP) aumenta a intenção de adoção de tecnologias de IA nos controles internos do setor público brasileiro.

2.5.2 Utilidade percebida

Esse construto é definido como o grau em que o utilizador acredita que a utilização de uma determinada tecnologia melhoraria seu desempenho no trabalho, (Alhumaid et al., 2021; Davis, 1989; Al-Hamad et al., 2021; Nguyen et al., 2024). Além de ser um dos pilares do Modelo TAM a UP tem sido amplamente validada como um preditor da Intenção de uso de tecnologias emergentes como a IA no setor público (Al Wael et al., 2024).

A literatura indica que o setor público enfrenta desafios significativos para se adaptar as mudanças impostas pela globalização e pelos avanços tecnológicos, sobretudo da IA. Isso obrigou as entidades públicas a alinharem suas metas e estratégias de modo a atender as demandas desse ambiente em constante transformação (Ismail et al., 2017; Pramono et al., 2023).

Diversos estudos baseados no TAM destacam a importância da facilidade de uso percebida (FUP) como antecedente da utilidade percebida uma vez que influencia positivamente a percepção de utilidade (Al Wael et al., 2024; Damerji & Salimi, 2021; Davis, 1989; Gefen & Straub., 2000). Assim, argumenta-se que a FUP impacta a UP, pois uma tecnologia que seja mais fácil de utilizar tende a ser considerada mais útil (Davis, 1989). Nesse contexto, infere-se que, se os servidores responsáveis pelos controles internos perceberem que o uso da IA é fácil e que essa tecnologia tornará seus trabalhos mais eficientes é mais provável que eles desenvolvam a intenção de adotar a IA em suas atividades. Com base nesse argumento, propõe-se a seguinte hipótese:

H₂: A Facilidade de uso Percebida (FUP) afeta positivamente a utilidade percebida (UP).

Nesse sentido como esclarece Chatterjee et al. (2021) e Venkatesh e Bala, (2008) a Utilidade Percebida engloba diversos elementos que influenciam a aceitação tecnológica, como normas subjetivas, prestígio, aplicabilidade às tarefas, eficácia e visibilidade dos benefícios. Posto isso, as pessoas avaliam a utilidade percebida ao comparar o que um sistema pode oferecer com as necessidades específicas de seu trabalho (Venkatesh & Davis, 2000). Desta forma observa-se que um sentimento de utilidade motivaria o usuário a adotar a Inteligência Artificial nos controles internos da Administração pública brasileira. Dito isso é proposta a seguinte hipótese:

H₃: A utilidade percebida tem um impacto positivo na intenção de uso da IA nos controles internos do setor público brasileiro.

2.5.3 Custo financeiro percebido

As tecnologias orientadas por Inteligência Artificial têm despertado interesse crescente não apenas na iniciativa privada, mas também em setores públicos. Isso se deve em grande parte às vantagens que a IA oferece como a redução de custos por exemplo nas atividades de auditoria, King (Lutfi & Alqudah, 2023). No entanto, apesar dessas oportunidades, as organizações públicas enfrentam limitações devido à sua dependência de recursos governamentais e impostos. Essa restrição reduz sua autonomia no planejamento e implementação de inovações tecnológicas. Essa realidade financeira impõe desafios significativos para a modernização e eficiência do setor público (Mikalef et al., 2022; Van Noordt & Misuraca, 2022).

Ainda nesse contexto, o estudo conduzido por Mikalef et al. (2022) em municípios de três países europeus (Alemanha, Noruega e Finlândia) envolvendo fatores que afetam a implementação da IA evidenciou que o custo financeiro percebido tem influência negativa na implementação da IA, pois a execução de projetos demanda recursos financeiros imediatos além de acarretar despesas indiretas e de pessoal.

Nesse sentido, esse construto é entendido como a crença de um usuário sobre as despesas que estarão associadas ao uso de um determinado sistema, (Tung et al., 2008). Nessa perspectiva, os CFP são frequentemente citados como barreiras à adoção de novas tecnologias, especialmente quando os tomadores de decisão têm dificuldade em avaliar o valor mensurável que essas soluções podem gerar (Baker, 2012; Kuan & Chau, 2001). Dessa forma, adoção tecnológica requer elevado orçamento, incluindo custos iniciais e investimentos contínuos em implementação, manutenção, treinamento e integração organizacional. Assim propõe-se a quarta hipótese:

H4: O custo financeiro percebido influencia negativamente a intenção de uso da IA nos controles internos do setor público brasileiro.

2.5.4 Suporte organizacional percebido

Este construto, fundamentado na Teoria do Suporte Organizacional enfatiza que os colaboradores desenvolvem uma percepção geral sobre o quanto suas contribuições são valorizadas pela organização e o quanto esta se preocupa com o seu bem-estar (Kurtessis et al., 2017). Tal percepção impacta diretamente o comprometimento dos funcionários com as mudanças propostas, especialmente quando os recursos e suporte necessários são insuficientes (Thakur & Srivastava, 2018).

Além disso, Li et al. (2022) e Ramdani et al. (2013), destacam que o apoio da alta administração pode ser entendido como o nível de comprometimento e aceitação dos líderes no que concerne a adoção de novas tecnologias, influenciando diretamente a intenção dos funcionários em aceitar e integrar essas inovações no seu trabalho diário (Ramdani et al., 2013). Estudos recentes demonstram uma relação positiva e significativa do SOP no engajamento dos profissionais de TI na Índia (Kumar & Bagga, 2024). Entre as diversas pesquisas analisadas, o estudo conduzido por Sharma et al. (2024) evidenciou uma associação positiva entre o suporte organizacional percebido e a intenção dos colaboradores de utilizar a Inteligência Artificial.

Nesse contexto, evidências indicam que fatores como treinamentos adequados, autonomia no desempenho das funções e o apoio recebido dos gestores são determinantes na redução da resistência às mudanças organizacionais (Stinglhamber et al., 2020). Esses elementos, ao proporcionar um ambiente de

segurança e suporte, podem influenciar positivamente a intenção de adotar novas tecnologias, como a Inteligência Artificial, entre os usuários da IA nos controles internos do setor público brasileiro.

Assim propõe-se a seguinte hipótese:

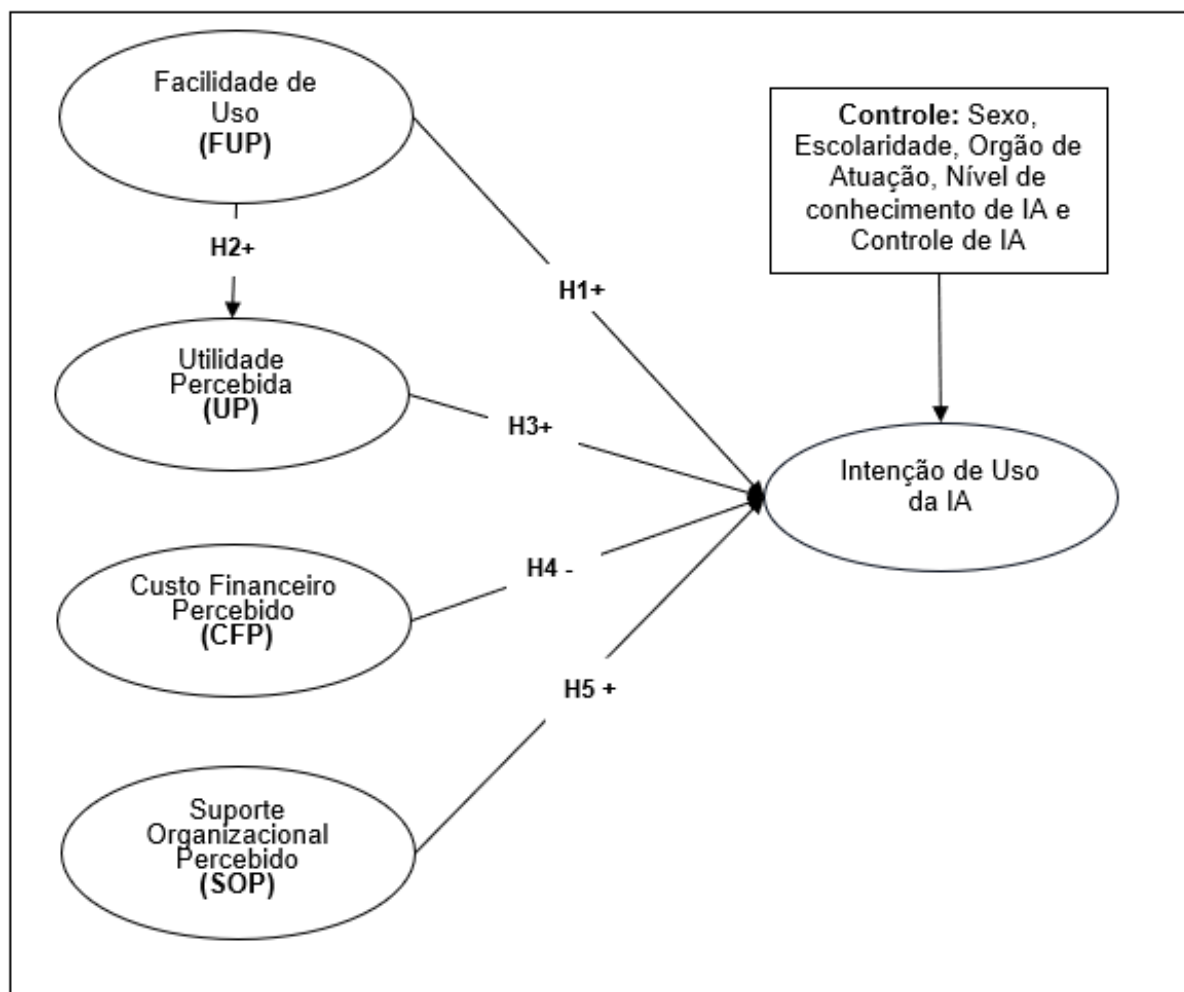
H₅: O apoio organizacional percebido tem influência positiva na intenção de uso da IA nos controles internos do setor público brasileiro.

2.6 MODELO PROPOSTO

Um dos modelos mais reconhecidos e amplamente utilizados sobre adoção de tecnologias é o Modelo de Aceitação de Tecnologia (TAM) (Davis, 1989). O TAM foi formulado a partir da Teoria da Ação Racionalizada (Kelly et al., 2023) e tem como variáveis latentes os construtos da utilidade percebida e facilidade de uso percebido, que contribuem para capturar a intenção de um indivíduo de utilizar uma tecnologia (Kelly et al., 2023; Pramono et al., 2023).

Nesse sentido, pesquisas demonstram a percepção individual do usuário na intenção uso da IA, mensurados através dos construtos da facilidade de uso percebida e utilidade percebida além de outras variáveis expandidas do modelo TAM, como por exemplo a confiança, conhecimento e custo financeiro percebido, para ampliar o poder preditivo do modelo (Kashive et al., 2020; Tung et al., 2008).

Figura 1 - Modelo proposto



Fonte: Elaboração própria.

Importa destacar que o modelo teórico desenvolvido neste estudo é de natureza causal e unidirecional. As relações entre as variáveis independentes (Facilidade de Uso Percebida, Utilidade Percebida, Custo Financeiro Percebido e Suporte Organizacional Percebido) e a variável dependente (Intenção de Uso da IA) são estabelecidas a priori, com base na literatura, e assumem influência direta em uma única direção.

Nesse contexto, esta pesquisa integrou o construto de suporte organizacional percebido, fundamentado na Teoria do Suporte Organizacional (Eisenberger et al., 1986), para explicar a percepção dos usuários em relação ao apoio recebido da organização (Saeed Al-Marroof et al., 2021). O suporte organizacional percebido

refere-se à crença dos colaboradores de que a organização valoriza seu bem-estar e está disposta a fornecer os recursos e condições necessárias para facilitar o uso eficaz de novas tecnologias (Stinglhamber et al., 2020).

A utilização da IA é um desafio ao setor público uma vez que suas aplicações estão espalhadas em diferentes domínios, (Yigitcanlar et al., 2023). Atualmente, a utilização de ferramentas tecnológicas emergentes tornou-se essencial para a realização de auditorias de demonstrações financeiras (Thottoli et al., 2022).

Dessa forma, este estudo propõe que a facilidade de uso percebida (FUP) e a utilidade percebida (UP) têm influência positiva na intenção de uso da IA (IUT) o custo financeiro percebido (CFP) influencia negativamente a percepção do utilizador na intenção de uso da IA (IUT) e o Suporte Organizacional Percebido (SOP) influencia positivamente a intenção do usuário na utilização da IA.

3 METODOLOGIA DA PESQUISA

Este estudo caracteriza-se como uma pesquisa quantitativa, descritiva e de corte transversal, com coleta de dados primários realizada em campo. A abordagem quantitativa é adequada para testar relações entre variáveis previamente definidas, com base em modelos teóricos consolidados, como o Modelo de Aceitação de Tecnologia (TAM) e a Teoria do Suporte Organizacional (POS), conforme defendido por Hair et al. (2019) e Creswell (2010). A estratégia descritiva visa identificar padrões de percepção sobre a adoção da Inteligência Artificial (IA) nos controles internos da administração pública na região da Amazônia Legal.

3.1 POPULAÇÃO E AMOSTRA

A população do estudo abrangeu servidores públicos, gestores e auditores que atuam direta ou indiretamente nos controles internos dos órgãos públicos estaduais dos Poderes Executivo, Legislativo, Judiciário, Tribunais de Contas e Ministérios Públicos da região da Amazônia Legal. A escolha desse campo se justifica pela relevância desses órgãos na mitigação de riscos, na eficiência dos processos e no uso crescente de tecnologias emergentes para aprimorar os mecanismos de controle.

Foi adotada uma amostragem não probabilística por conveniência, considerando-se as limitações operacionais e a dificuldade em mensurar precisamente o tamanho da população-alvo, conforme orientações de Etikan (2016). Essa abordagem visa alcançar participantes disponíveis e qualificados para responder ao questionário, respeitando a viabilidade prática do estudo.

A estimativa do tamanho mínimo da amostra foi realizada por meio da ferramenta G*Power 3.1.9.7, utilizando os parâmetros recomendados por Faul et al.

(2009), como efeito médio de Cohen ($f^2 = 0,15$), nível de significância de 5% ($\alpha = 0,05$), poder estatístico de 95% e quatro variáveis preditoras. Como resultado, determinou-se que o estudo requer, no mínimo, 129 participantes. A pesquisa obteve 205 respondentes, atendendo às recomendações metodológicas para aplicação do PLS-SEM, conforme Ringle et al. (2023).

3.2 COLETA DE DADOS E CUIDADOS ÉTICOS

A pesquisa foi realizada através de um questionário estruturado, aplicado de forma eletrônica (*Google forms*), utilizando escalas previamente validadas na literatura (Apêndice A) com as adaptações necessárias ao contexto do estudo. O questionário também incluiu perguntas voltadas à caracterização dos respondentes. Isso inclui gênero, nível de escolaridade.

O questionário começa aplicando um texto esboçando o objeto da pesquisa e em seguida duas perguntas de controle: “Você utiliza sistemas de Inteligência Artificial adaptados às suas necessidades organizacionais em atividades de auditoria e controle interno? (Nota: Entende-se “controle interno” em sentido amplo, abrangendo também a primeira linha de defesa, como setores operacionais, contabilidade e demais órgãos da entidade pública)”, e “Como você avalia seu nível de conhecimento e experiência em Inteligência Artificial, considerando tanto o uso de ferramentas como ChatGPT, Gemini, Claude ou Copilot, quanto a aplicação prática de técnicas de IA — como algoritmos de aprendizado de máquina — nas atividades de sua competência ou nas da sua organização?” as opções de respostas são: “sim ou “não” e “Nenhum”, “pouco” ou “bom” respectivamente; bem como o Termo de consentimento. As perguntas que se seguem são no total de 32 (Apêndice B).

As afirmações baseadas nos construtos foram organizadas em escala *Likert* de 1 a 5, na qual 1 significa [discordo totalmente], 2 [discordo], 3 [Neutro], 4 [Concordo] e 5 [Concordo totalmente] num total de 22 perguntas, discorrendo sobre a percepção do usuário na intenção de uso da IA nos controles internos do setor público brasileiro, sendo 3 perguntas do construto FUP (Hasani et al., 2023), 03 perguntas da Utilidade Percebida (UP) (Hasan et al., 2023), 3 do construto custo financeiro percebido (CFP) (Mikalef et al., 2022), 8 perguntas sobre o suporte organizacional percebido (SOP), Yuan e 05 perguntas sobre o construto IUT (Hasan et al., 2023).

Quadro 1 - Estrutura do Questionário

Construto	Questões	Referência
Facilidade de Uso Percebida (FUP)	EU1 a EU3	Hasan et al. (2023); Davis (1989)
Utilidade Percebida (UP)	US1 a US3	Hasan et al. (2023); Davis (1989)
Custo Financeiro Percebido (CFP)	PF1 a PF3	(Mikalef et al., 2022), Tung et al. (2008)
Suporte Organizacional percebido (SOP)	SOP1 a SOP8	(Kumar & Bagga, 2024) (Eisenberger et al., 1986).
Intenção de Uso da IA (IUT)	AA1 a AA5	Hasan et al. (2023); Davis (1989).

Fonte: Elaborado pelo autor.

Para validar o instrumento de pesquisa, um pré-teste piloto foi aplicado com dez servidores públicos com objetivo de avaliar a clareza das questões, identificar possíveis obstáculos na compreensão das instruções e verificar a acessibilidade técnica do questionário. Como resultado da etapa exploratória, constatou-se a necessidade de revisar o texto introdutório sobre a inteligência artificial (IA), complementar a descrição inicial para contextualizar melhor o tema, além de reformular itens do bloco sociodemográfico, (com questões sobre formação acadêmica) para garantir maior clareza e precisão na interpretação pelos

participantes. Esses ajustes visaram otimizar a coerência interna do instrumento e assegurar a adequação da linguagem ao público-alvo.

Após essa etapa de validação, a coleta de dados ocorreu entre os dias 08 de maio de 2025 e 17 de junho de 2025, por meio de envio do questionário a gestores, servidores e demais profissionais que atuam direta ou indiretamente nos controles internos dos órgãos públicos da região da Amazônia Legal. Os *E-mails* foram obtidos por meio dos sites dos respectivos órgãos e ouvidorias, além de contatos por telefone e *WhatsApp*.

3.3 MÉTODO DE ANÁLISE

A análise dos dados foi conduzida por meio da Modelagem de Equações Estruturais com Mínimos Quadrados Parciais (*Partial Least Squares – Structural Equation Modeling*, PLS-SEM). Esta abordagem é particularmente indicada para modelos com foco preditivo, quando há amostras relativamente pequenas ou ausência de normalidade multivariada, sendo amplamente adotada nas ciências sociais aplicadas (Bido & Silva, 2019; Hair et al., 2019; Sarstedt et al., 2014).

Diferente da modelagem baseada em covariância (CB-SEM), o PLS-SEM permite a separação entre a estimação do modelo de mensuração e do modelo estrutural, o que proporciona maior flexibilidade estatística e robustez mesmo em condições menos ideais de dados (Hair et al., 2020). Esse método também possibilita estimar escores de variáveis latentes e explicar a variância dos indicadores observáveis de forma eficiente.

Para avaliar a qualidade dos construtos do modelo de mensuração, foi utilizada a *Confirmatory Composite Analysis* (CCA), conforme recomendação de Hair et al.,

(2020). Essa técnica é apropriada para confirmar modelos compostos e validar tanto construtos reflexivos quanto formativos no contexto do PLS-SEM.

A consistência interna dos construtos foi verificada por meio do alfa de Cronbach, confiabilidade composta e variância média extraída (AVE). A correlação de Spearman também foi considerada como medida complementar de consistência. A validade convergente foi assegurada com AVE superior a 0,50 e confiabilidade composta acima de 0,70. A validade discriminante foi avaliada com base em dois critérios: o primeiro foi o critério de Fornell e Larcker (1981), que exige que a raiz quadrada da AVE de cada construto seja maior do que as correlações com os demais; o segundo foi o índice HTMT (Heterotrait-Monotrait Ratio), que, conforme Hair et al. (2019), é considerado satisfatório quando inferior a 0,85, ou até 0,90 em construtos teoricamente relacionados.

Na etapa seguinte, o modelo estrutural foi examinado com base em diversos indicadores: o coeficiente de determinação (R^2), que indica o grau de explicação das variáveis endógenas; a validade preditiva (Q^2), obtida via procedimento de blindfolding; o tamanho do efeito (f^2), que mede a força do impacto de cada variável preditora; e o índice de colinearidade (VIF), utilizado para detectar multicolinearidade entre os construtos. A significância estatística das hipóteses foi avaliada por meio dos valores de p (valor-p), com base em bootstrapping com 5.000 reamostragens, conforme sugerido por Hair et al. (2019).

Todas as análises foram realizadas com o uso do software SmartPLS (versão 4.1.0.9), amplamente reconhecido por sua aplicação eficiente em modelagem PLS-SEM no campo da administração, ciências sociais e comportamento organizacional.

4 RESULTADOS E DISCUSSÃO

Este capítulo apresenta os resultados empíricos obtidos a partir da aplicação do instrumento de pesquisa junto a servidores públicos que atuam direta ou indiretamente nos controles internos de órgãos da administração pública situados na região da Amazônia Legal. A análise está organizada em três seções principais: a caracterização da amostra, a avaliação do modelo de mensuração e, por fim, a análise do modelo estrutural, com base na modelagem de equações estruturais via mínimos quadrados parciais (PLS-SEM).

4.1 PERFIL DA AMOSTRA

A Tabela 1 apresenta as estatísticas descritivas referentes às principais variáveis sociodemográficas, funcionais e relacionadas ao conhecimento e uso de Inteligência Artificial (IA) pelos participantes do estudo.

Observa-se que a amostra foi composta por 205 respondentes, com uma distribuição bastante equilibrada entre os sexos, sendo 51,2% do sexo masculino e 48,3% do sexo feminino. Apenas 0,5% optaram por não informar. Em relação à escolaridade, a maioria possui nível de especialização (72,2%), seguido por ensino superior completo (16,6%) e mestrado ou doutorado (9,8%), o que indica um nível elevado de qualificação técnica entre os participantes.

Quanto ao cargo ocupado, a maior parte atua como analista ou técnico (48,8%), enquanto 17,1% se identificaram como auditores, 11,7% como profissionais da área de tecnologia da informação, e 22,4% em outros cargos. Sobre a função gerencial, aproximadamente metade dos participantes atua como gestor (48,8%), enquanto os

demais não exercem função gerencial (51,2%), o que confere à amostra uma composição equilibrada entre níveis hierárquicos.

Tabela 1 - Estatística sociodemográfica, atuação e entendimento de IA

Variável	Descrição	n	%n
Sexo	Masculino	105	51,2%
	Feminino	99	48,3%
	Prefiro Não Responder	1	0,5%
Escolaridade	Médio	2	1,0%
	Superior	34	16,6%
	Especialização	148	72,2%
	Mestrado/Doutorado	20	9,8%
	Outros	1	0,5%
Cargo	Auditor	35	17,1%
	Analista/Técnico	100	48,8%
	Analista ou Técnico de TI	24	11,7%
	Outros	46	22,4%
Atua como Gestor?	Não	105	51,2%
	Sim	100	48,8%
Órgão de Atuação	Poder Executivo	86	42,0%
	Poder Legislativo	2	1,0%
	Poder Judiciário	37	18,0%
	Ministério Público	43	21,0%
	Tribunal de Contas	34	16,6%
	Defensoria Pública	3	1,5%
Vínculo da Adm. Pública	Municipal	1	0,5%
	Estadual	191	93,2%
	Federal	7	3,4%
	Outros	6	2,9%
Conhecimento e Utilização da IA	Nenhum	13	6,3%
	Pouco	118	57,6%
	Bom	74	36,1%
Utilização da IA COMO Controle Interno	Não	103	50,2%
	Sim	102	49,8%
Total Geral		205	100,0%

Fonte: Elaborado pelo autor.

Em relação ao órgão de atuação, o Poder Executivo foi o mais representado (42,0%), seguido por Ministério Público (21,0%), Poder Judiciário (18,0%) e Tribunal de Contas (16,6%). Os demais órgãos, como a Defensoria Pública e o Poder Legislativo, tiveram participação inferior a 2%. A predominância do vínculo estadual (93,2%) reflete o foco geográfico da pesquisa nos estados que compõem a Amazônia Legal.

No que tange ao nível de conhecimento em IA, mais da metade dos respondentes (57,6%) declarou ter pouco conhecimento, enquanto 36,1% relataram bom conhecimento, e apenas 6,3% afirmaram não ter nenhum. Já em relação ao uso da IA como ferramenta de controle interno, os resultados indicam uma divisão bastante equilibrada: 49,8% utilizam algum sistema baseado em IA, enquanto 50,2% ainda não fazem uso da tecnologia.

Esses dados revelam um perfil profissional altamente qualificado e com crescente inserção da Inteligência Artificial nas práticas de controle interno, ainda que o conhecimento técnico sobre a tecnologia esteja, em sua maioria, em nível intermediário. A diversidade institucional da amostra também confere riqueza à análise subsequente dos modelos teóricos.

4.2 VALIDAÇÃO DO MODELO DE MENSURAÇÃO

A validação do modelo de mensuração foi conduzida em conformidade com os procedimentos recomendados para a modelagem de equações estruturais por mínimos quadrados parciais (PLS-SEM). A seguir, são apresentados os resultados referentes à análise das cargas fatoriais, consistência interna, validade convergente e validade discriminante dos construtos do modelo.

Com o intuito de aprimorar a qualidade estatística do instrumento, foram realizadas quatro rodadas sucessivas de análise fatorial, conforme ilustrado na tabela. Os indicadores foram avaliados com base em suas cargas fatoriais, adotando-se como critério de retenção o valor mínimo de 0,70, conforme recomendação de Hair et al. (2019). Indicadores que apresentaram cargas consistentemente inferiores a esse limiar ao longo das rodadas foram gradualmente excluídos, com o objetivo de fortalecer a validade convergente e discriminante do modelo.

Na primeira rodada, identificou-se que os itens CFP1, IA1, IA5 e SOP3 exibiram cargas abaixo do valor recomendado. Os itens IA1 e SOP3, por não apresentarem melhora nas rodadas subsequentes, foram eliminados. Situação semelhante ocorreu com o item SOP7, que, apesar de apresentar cargas inicialmente aceitáveis, demonstrou instabilidade ao longo das análises e foi também removido. Ao final da quarta rodada, os indicadores remanescentes apresentaram cargas fatoriais mais consistentes e próximas ou superiores ao limiar de 0,70. Destaca-se, por exemplo, o item SOP1, que apresentou valores crescentes e estáveis, atingindo uma carga de 0,737 na rodada final.

Tabela 2 - Matriz de cargas fatoriais

Indicador	CFP	FU	IA	SOP	UP
CFP2	0,921				
CFP3	0,842				
FUP1		0,790			
FUP2		0,758			
FUP3		0,827			
IA2			0,831		
IA3			0,859		
IA5			0,657		
SOP1				0,766	
SOP2				0,827	
SOP5				0,755	
SOP6				0,753	
UP1					0,754
UP2					0,773
UP3					0,824

Nota Explicativa: CFP – Custo Financeiro Percebido; FU – Facilidade de Uso Percebida; IA – Intenção de Uso da IA; SOP – Suporte Organizacional Percebida; e UP – Utilidade Percebida.

Fonte: Elaborado pelo autor.

A Tabela 3 apresenta os indicadores de validade convergente e consistência interna. Todos os construtos alcançaram valores satisfatórios de alfa de Cronbach (acima de 0,70), confiabilidade composta (valores entre 0,827 e 0,876) e variância média extraída (AVE), com todas as AVEs superiores ao limiar de 0,50, como sugerido por Hair et al. (2019). Isso confirma que os itens medem de forma consistente e convergente seus respectivos construtos. Os resultados da correlação de Spearman

também corroboram a consistência interna, com coeficientes variando entre 0,713 e 0,787.

Tabela 3 - Indicadores de validade convergente e consistência interna

Construtos	Alfa de Cronbach	Correlação de Spearman	Confiabilidade Composta	Variância Média Extraída
CFP	0,723	0,776	0,876	0,779
FU	0,707	0,720	0,834	0,627
IA	0,688	0,713	0,828	0,620
SOP	0,780	0,787	0,858	0,602
UP	0,701	0,737	0,827	0,615

Nota Explicativa: CFP – Custo Financeiro Percebido; FU – Facilidade de Uso Percebida; IA – Intenção de Uso da IA; SOP – Suporte Organizacional Percebida; e UP – Utilidade Percebida.

Fonte: Elaborado pelo autor.

No que tange à validade discriminante, foram aplicados dois critérios complementares. O primeiro, apresentado na Tabela 4, segue o critério clássico de Fornell e Larcker (1981), que requer que a raiz quadrada da AVE (valores na diagonal) seja maior que qualquer correlação entre os construtos (valores fora da diagonal). Os resultados confirmam esse requisito para todos os pares de construtos, indicando que cada fator é empiricamente distinto dos demais.

Tabela 4 - Validade discriminante (fornell & larcker, 1981)

Construto	CFP	FU	IA	SOP	UP
CFP	0,883				
FU	-0,184	0,792			
IA	-0,100	0,367	0,787		
SOP	-0,061	0,467	0,573	0,776	
UP	-0,142	0,470	0,239	0,296	0,784

Nota Explicativa: CFP – Custo Financeiro Percebido; FU – Facilidade de Uso Percebida; IA – Intenção de Uso da IA; SOP – Suporte Organizacional Percebida; e UP – Utilidade Percebida.

Fonte: Elaborado pelo autor.

O segundo critério de validade discriminante, apresentado na Tabela 5, utiliza o índice HTMT (Heterotrait-Monotrait Ratio), conforme proposto por Henseler et al. (2015). Os valores de HTMT observados entre os construtos variam entre 0,108 e 0,779, todos abaixo do limite de 0,85 recomendado por Hair et al. (2020). Isso reforça a adequação discriminante do modelo, sugerindo que os construtos medem conceitos distintos e não se sobrepõem conceitualmente.

Tabela 5 - Validade discriminante (Heterotrait - Monotrait Ratio – Htmt)

Construto	CPF	FU	IA	SOP	UP
CPF					
FU	0,232				
IA	0,142	0,504			
SOP	0,108	0,598	0,779		
UP	0,195	0,634	0,341	0,365	

Nota Explicativa: CPF – Custo Financeiro Percebido; FU – Facilidade de Uso Percebida; IA – Intenção de Uso da IA; SOP – Suporte Organizacional Percebida; e UP – Utilidade Percebida.

Fonte: Elaborado pelo autor.

Dessa forma, com base nas evidências obtidas nas Tabelas 2 a 5, pode-se concluir que o modelo de mensuração apresenta adequada confiabilidade, validade convergente e validade discriminante, atendendo aos principais critérios psicométricos exigidos na literatura para aplicações em PLS-SEM. Assim, o modelo se mostra estatisticamente adequado para a etapa subsequente de avaliação do modelo estrutural e teste das hipóteses de pesquisa.

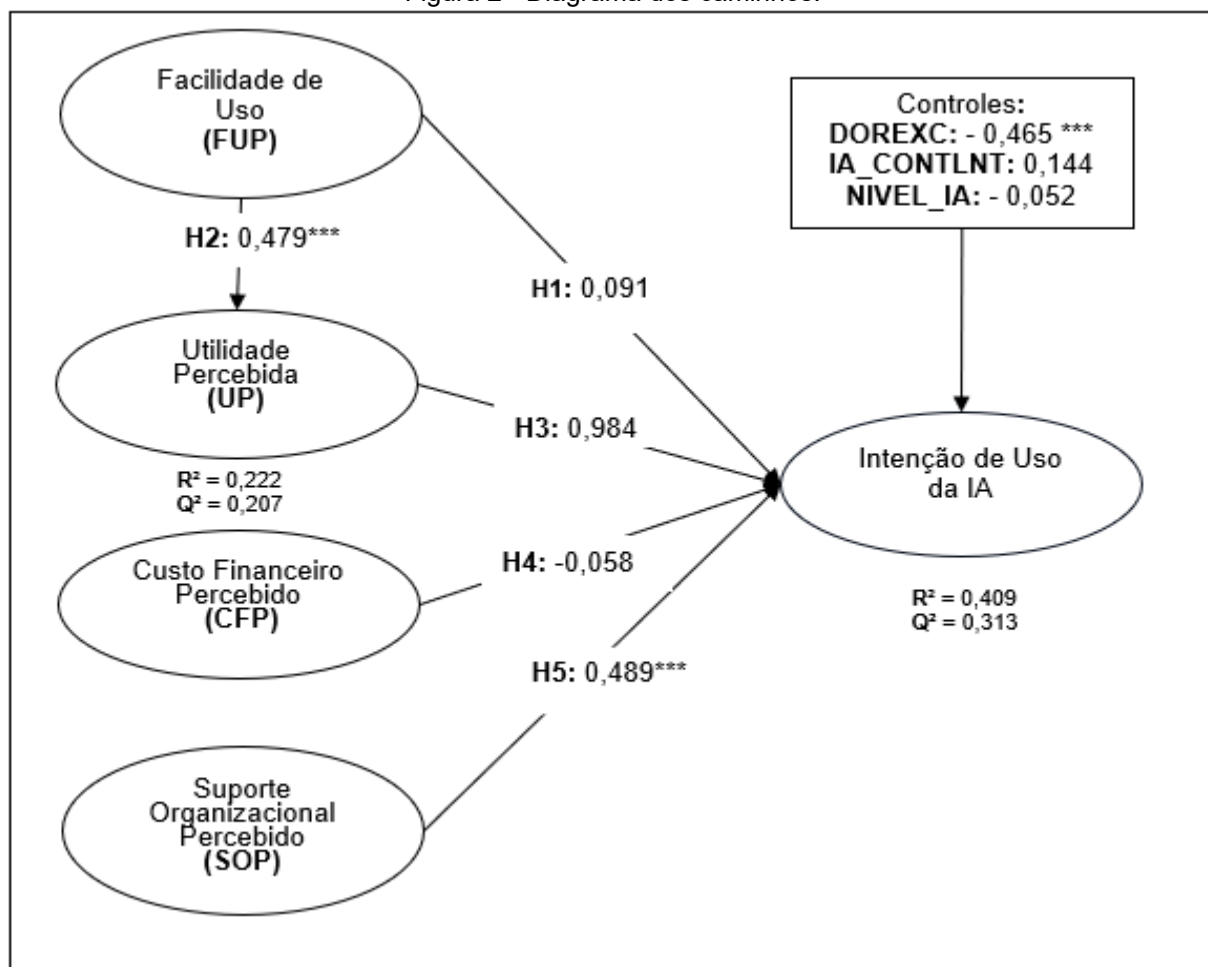
4.3 AVALIACAO DO MODELO ESTRUTURAL

Após a validação do modelo de mensuração, procedeu-se à avaliação do modelo estrutural por meio da técnica de modelagem de equações estruturais com estimação por mínimos quadrados parciais (PLS-SEM), conforme recomendado por Hair et al. (2019). Para testar a significância estatística das relações entre os construtos, foi utilizado o procedimento de *bootstrapping* com 5.000 subamostras, permitindo estimar os valores de p para os coeficientes padronizados (*path coefficients*).

Inicialmente, foram incorporadas ao modelo as seguintes variáveis de controle: sexo, escolaridade, órgão de atuação, nível de conhecimento em IA e uso da IA como ferramenta de controle interno. O objetivo foi verificar se esses fatores demográficos e institucionais exerciam alguma influência significativa sobre o construto endógeno Intenção de Uso da IA. Os resultados revelaram que três dessas variáveis —

DOREXC, IA_CONTLNT e NIVEL_IA — apresentaram efeito estatisticamente significativo sobre o construto Intenção de Uso da IA indicando que fatores institucionais e o domínio técnico sobre a tecnologia influenciam a predisposição dos servidores à sua adoção. A Figura 2 apresenta a estrutura final do modelo testado.

Figura 2 - Diagrama dos caminhos.



Nota Explicativa: DOREXC: Variável dummy que indica o órgão de atuação. Assume valor 1 para o Poder Executivo e 0 para os demais órgãos; IA_CONTLNT: Variável dummy que identifica o uso da Inteligência Artificial como ferramenta de controle interno. Assume valor 1 quando há utilização e 0 quando não há; NÍVEL_IA: Variável qualitativa ordinal que representa o nível de conhecimento sobre Inteligência Artificial. É categorizada em: 1 = Nenhum, 2 = Pouco, e 3 = Bom; ***p-valor < 0,010; R² – Coeficiente de determinação; Q² – Relevância preditiva.

Fonte: Elaborado pelo autor.

Dando continuidade à análise do modelo estrutural, foi realizada a avaliação das relações entre os construtos com e sem a inclusão das variáveis de controle, conforme apresentado na Tabela 6. Inicialmente, observou-se que, na ausência das variáveis de controle, apenas as relações entre Facilidade de Uso Percebida (FU) →

Utilidade Percebida (UP) ($p = 0,000$) e Suporte Organizacional Percebido (SOP) $\rightarrow$ Intenção de Uso da IA (IA) ($p = 0,000$) mostraram-se estatisticamente significativas. As demais relações diretas, incluindo Utilidade Percebida (UP) $\rightarrow$ Intenção de Uso da IA (IA) e Custo Financeiro Percebido (CFP) $\rightarrow$ IA, não apresentaram significância estatística ($p > 0,05$), sugerindo ausência de efeito direto relevante no modelo original.

Tabela 6 – Resultado sem e com variáveis de controle

Relações	Sem Controles		Com Controles		f ²
	Coef, Γ	P-Valor	Coef, Γ	P-Valor	
FU $\rightarrow$ IA	0,118	0,090	0,091	0,173	0,013
FU $\rightarrow$ UP	0,479	0,000	0,479	0,000***	0,286
UP $\rightarrow$ IA	0,021	0,707	-0,003	0,989	0,001
CFP $\rightarrow$ IA	-0,058	0,459	-0,073	0,345	0,004
SOP $\rightarrow$ IA	0,529	0,000	0,489	0,000***	0,338
Efeitos Indiretos					
FU $\rightarrow$ UP $\rightarrow$ IA	0,013	0,713	-0,001	0,990	
Variáveis de Controle					
DOREXC $\rightarrow$ IA			-0,465	0,000***	0,082
IA_CONTLNT $\rightarrow$ IA			0,144	0,250	0,008
NÍVEL_IA $\rightarrow$ IA			-0,052	0,434	0,003

Nota Explicativa: CPF – Custo Financeiro Percebido; FU – Facilidade de Uso Percebida; IA – Intenção de Uso da IA; SOP – Suporte Organizacional Percebida; e UP – Utilidade Percebida; DOREXC: Variável dummy que indica o órgão de atuação. Assume valor 1 para o Poder Executivo e 0 para os demais órgãos; IA_CONTLNT: Variável dummy que identifica o uso da Inteligência Artificial como ferramenta de controle interno. Assume valor 1 quando há utilização e 0 quando não há; NÍVEL_IA: Variável qualitativa ordinal que representa o nível de conhecimento sobre Inteligência Artificial. É categorizada em: 1 = Nenhum, 2 = Pouco, e 3 = Bom; ***p-valor $< 0,010$; f² – Força do efeito; Coef. Γ - Coeficiente do Efeito; os valores do Fator de Inflação da Variância (VIF) dos indicadores variaram entre 1,000 (para DOREXC, IA_CONTLNT e NÍVEL_IA) e 1,730 (para SOP2). Todos os indicadores permaneceram bem abaixo do limite de corte de 5,0, indicando ausência de colinearidade significativa entre os preditores do modelo estrutural. Esses resultados atestam a estabilidade estatística e a robustez das estimativas obtidas.

Fonte: Elaborado pelo autor.

Com a inclusão das variáveis de controle — DOREXC (órgão de atuação - Poder Executivo), IA_CONTLNT (uso da IA como controle interno) e NÍVEL_IA (nível de conhecimento em IA), a estrutura do modelo revelou um padrão semelhante. O efeito de FU sobre UP permaneceu altamente significativo ($p = 0,000$), assim como o impacto de SOP sobre IA ($p = 0,000$). A relação entre FU $\rightarrow$ IA, que anteriormente se aproximava do nível de significância ($p = 0,090$), tornou-se estatisticamente não significativa ($p = 0,173$) com a introdução das variáveis de controle.

No que se refere aos efeitos indiretos, a relação mediada $FU \rightarrow UP \rightarrow IA$ não demonstrou significância estatística em nenhuma das condições ($p = 0,713$ sem controle; $p = 0,990$ com controle), indicando que a utilidade percebida não atuou como mediadora entre a facilidade de uso percebida e a intenção de uso da IA.

Entre as variáveis de controle, a única que apresentou efeito estatisticamente significativo foi a variável DOREXC, com coeficiente de $-0,465$ ($p = 0,000$), indicando que os respondentes vinculados ao Poder Executivo apresentaram menor intenção de uso da IA, em comparação com os de outros órgãos. Já IA_CONTLNT (uso da IA como controle interno) e NÍVEL_IA (nível de conhecimento em IA) não apresentaram significância ($p > 0,05$), sugerindo que esses fatores não exerceram influência direta relevante sobre a variável endógena no modelo testado.

A métrica f^2 foi utilizada para avaliar a magnitude do efeito de cada construto no modelo estrutural. Conforme os critérios de Hair et al. (2019), valores de $f^2 \geq 0,020$, $0,150$ e $0,350$ são interpretados como efeitos pequenos, médios e grandes, respectivamente. Nesse sentido, observou-se efeito grande na relação $SOP \rightarrow IA$ ($f^2 = 0,338$) e efeito médio entre $FU \rightarrow UP$ ($f^2 = 0,286$). As demais relações apresentaram efeitos pequenos ou desprezíveis, reforçando que o suporte organizacional percebido foi o principal preditor direto da intenção de uso da IA no modelo.

Por fim, os resultados do modelo foram complementados com a análise do coeficiente de determinação (R^2) e da relevância preditiva (Q^2), apresentados na Figura 2. O valor de R^2 para a Intenção de Uso da IA situou-se em patamar considerado moderado, indicando que os construtos independentes explicam uma fração relevante da variância da variável dependente. Já o índice Q^2 , calculado pelo procedimento pelo próprio SmarPLS, apresentou valor positivo (Figura 2), o que confirma a validade preditiva do modelo, no que se refere à relevância preditiva, o

construto Intenção de Uso da IA apresentou Q^2 de 0,313, enquanto Utilidade Percebida obteve Q^2 de 0,207, ambos com valores positivos, o que confirma a validade preditiva do modelo para esses construtos endógenos. A análise do VIF também demonstrou ausência de colinearidade entre os indicadores e construtos, com todos os valores dentro dos limites recomendados (inferiores a 5,0), garantindo a robustez estatística do modelo estimado.

4.4 DISCUSSÃO DOS RESULTADOS

Esta seção discute os principais achados empíricos com base nas hipóteses formuladas no modelo teórico proposto, sustentado o Modelo de Aceitação de Tecnologia (TAM) e na Teoria do Suporte Organizacional (POS). A Tabela 7 apresenta os resultados das hipóteses testadas, revelando que, das cinco relações postuladas, duas foram suportadas e três foram rejeitadas. Esses resultados refletem tanto as especificidades da administração pública na região da Amazônia Legal quanto os limites de aplicabilidade do modelo TAM em contextos institucionais complexos.

A Hipótese H_1 , que previa que a Facilidade de Uso Percebida (FU) teria efeito positivo sobre a Intenção de Uso da IA (IA), foi rejeitada. Embora o coeficiente tenha apresentado o sinal esperado, a relação não demonstrou significância estatística. Esse achado diverge das evidências tradicionais do TAM (Davis, 1989), em que a facilidade de uso figura como um dos principais preditores da intenção de adoção tecnológica. No contexto da administração pública, uma possível explicação para esse resultado é que, ainda que os servidores percebam a IA como fácil de usar, essa percepção não é, por si só, suficiente para influenciar diretamente a intenção de uso, uma vez que a decisão pela adoção tecnológica nem sempre está sob sua alçada individual, mas sim vinculada a decisões hierárquicas e institucionais.

Tabela 7 - Resultados das hipóteses testadas

Relação	Hipótese	Esperado	Observado	Conclusão
FU → IA	H1	+	+ (ns)	Rejeitada
FU → UP	H2	+	+	Suportada
UP → IA	H3	+	+ (ns)	Rejeitada
CFP → IA	H4	-	- (ns)	Rejeitada
SOP → IA	H5	+	+	Suportada

Nota Explicativa: CPF – Custo Financeiro Percebido; FU – Facilidade de Uso Percebida; IA – Intenção de Uso da IA; SOP – Suporte Organizacional Percebida; e UP – Utilidade Percebida.

Fonte: Elaborado pelo autor.

A Hipótese H₂, por sua vez, foi suportada, confirmando que a Facilidade de Uso Percebida (FU) influencia positivamente a Utilidade Percebida (UP). Esse resultado está em consonância com o Modelo de Aceitação de Tecnologia (TAM), conforme proposto por Davis (1989), e corroborado por estudos como Al Wael et al. (2024), Damerji e Salimi (2021) e Gefen e Straub (2000), que evidenciam que tecnologias consideradas intuitivas e de fácil utilização tendem a ser percebidas como mais úteis pelos usuários. No caso da IA aplicada aos controles internos, a percepção de usabilidade pode facilitar o reconhecimento do seu potencial para aprimorar a execução das atividades, especialmente entre servidores que já lidam com processos automatizados ou digitais. Esse achado ressalta a importância de estratégias institucionais que promovam não apenas o acesso à tecnologia, mas também a capacitação para seu uso.

A Hipótese H₃, que postulava a relação direta entre Utilidade Percebida (UP) e Intenção de Uso da IA (IA), foi rejeitada. Embora o sinal do coeficiente tenha sido positivo, o resultado não foi estatisticamente significativo. Este achado contraria as premissas do Modelo de Aceitação de Tecnologia (TAM), conforme sustentado por Davis (1989) e confirmado por estudos como Al Wael et al. (2024) e Damerji & Salimi (2021), que apontam a utilidade percebida como um dos principais determinantes da intenção de adoção de tecnologias, inclusive em ambientes públicos. Essa ausência de efeito direto pode indicar que, mesmo percebendo utilidade na IA, os servidores

não necessariamente manifestam uma intenção clara de utilizá-la. Isso pode ocorrer devido a fatores contextuais, como restrições organizacionais, ausência de incentivos ou falta de autonomia nas decisões sobre a adoção de tecnologias. Dessa forma, a utilidade percebida, embora teoricamente relevante, parece não se traduzir diretamente em intenção de uso no contexto analisado.

A Hipótese H₄, que previa um efeito negativo do Custo Financeiro Percebido (CFP) sobre a Intenção de Uso da IA (IA), também foi rejeitada. Apesar de o coeficiente ter apresentado o sinal esperado (negativo), a relação não foi significativa. Esse resultado contrasta com evidências da literatura, como os estudos de Mikalef et al. (2022) e Tung et al. (2008), que apontam o custo financeiro percebido como uma barreira relevante para a adoção de tecnologias emergentes, especialmente em contextos públicos. Esse resultado sugere que os custos associados à tecnologia não são percebidos como uma barreira direta à intenção de uso, possivelmente porque, no setor público, os servidores não são os responsáveis diretos pelas decisões de aquisição ou investimento em tecnologia. Assim, o custo financeiro tende a ser percebido como um fator institucional, e não individual, o que reduz seu impacto sobre a intenção declarada de uso.

Por fim, a Hipótese H₅ foi confirmada, evidenciando que o Suporte Organizacional Percebido (SOP) tem um efeito positivo e estatisticamente significativo sobre a Intenção de Uso da IA (IA). Esse foi o resultado mais robusto do modelo, o que corrobora a Teoria do Suporte Organizacional (Eisenberger et al., 1986) e reforça a relevância das ações institucionais no estímulo à aceitação de novas tecnologias. No contexto da administração pública, o apoio da organização, por meio de treinamentos, infraestrutura adequada, incentivo à inovação e suporte técnico — desempenha um papel decisivo para que os servidores adotem soluções baseadas

em IA em suas rotinas de trabalho. Tal achado está em conformidade com estudos recentes, como o de Kumar e Bagga (2024), que destacam o suporte organizacional como variável crítica para a aceitação tecnológica em ambientes públicos.

Outro achado diz respeito ao nível de conhecimento em Inteligência Artificial (Tabela 1), em que 57,6% dos respondentes declararam possuir apenas 'pouco conhecimento'. Esse dado sugere que parte expressiva da amostra avalia a adoção da IA nos controles internos a partir de uma experiência limitada com a tecnologia.

Tal desconhecimento pode ter impactado construtos como a Utilidade Percebida e o Custo Financeiro Percebido, uma vez que indivíduos com menor familiaridade tendem a ter dificuldades em reconhecer plenamente os benefícios da IA, ao mesmo tempo em que podem superestimar os custos associados. Esse efeito contextual pode ajudar a explicar a ausência de significância estatística dessas variáveis no modelo estrutural, diferentemente do observado em estudos em que o nível de conhecimento dos respondentes era mais elevado (Al Wael et al., 2024; Mikalef et al., 2022).

Em síntese, os resultados indicam que, no contexto analisado, a intenção de uso da IA é mais influenciada por fatores organizacionais e percepções de usabilidade do que por avaliações individuais de utilidade ou custo. Esse padrão sugere que, no setor público, a adoção tecnológica depende menos da lógica racional de custo-benefício individual, como propõe o TAM em sua formulação original, e mais do ambiente institucional, das práticas de gestão e do suporte percebido por parte da organização. Assim, políticas públicas voltadas à transformação digital devem considerar não apenas o fornecimento de recursos tecnológicos, mas também o fortalecimento da cultura organizacional de apoio à inovação.

5 CONSIDERAÇÕES FINAIS

Este estudo contribui para a literatura ao aprofundar a análise dos fatores que influenciam a adoção da Inteligência Artificial (IA) nos controles internos da administração pública, abrangendo diferentes setores e esferas do setor público brasileiro. Ao avaliar os efeitos da facilidade de uso percebida, utilidade percebida, custo financeiro percebido e suporte organizacional percebido sobre a intenção de uso da IA, a pesquisa amplia o entendimento sobre o papel das variáveis organizacionais e contextuais na transformação digital dos órgãos públicos.

O destaque do suporte organizacional como principal preditor da intenção de adoção sinaliza para a gestão pública a necessidade de fortalecer políticas institucionais, investir em capacitação e estimular o engajamento dos servidores, independentemente do porte, localização ou área de atuação dos órgãos. Os resultados demonstram que, para além das condições técnicas ou financeiras, o sucesso da adoção de IA depende fundamentalmente de um ambiente organizacional favorável e de práticas de gestão alinhadas à inovação.

Do ponto de vista prático, os achados orientam gestores de diferentes setores da administração pública, sejam do Executivo, Legislativo, Judiciário, tribunais de contas ou ministérios públicos a priorizarem o suporte institucional e o desenvolvimento de competências como estratégias centrais para a efetiva implantação de tecnologias emergentes nos controles internos.

Recomenda-se investir em capacitação contínua dos servidores, criar núcleos de inovação para testar soluções em IA e promover cooperação entre órgãos para reduzir custos. Também se destaca a importância de diretrizes internas que assegurem transparência e ética no uso da tecnologia. Um exemplo prático é o robô

Alice, desenvolvido pela Controladoria-Geral da União, que já permitiu auditorias preventivas em bilhões de reais em licitações, evitando desperdícios de recursos públicos. Casos como esse reforçam que, aliado ao suporte organizacional, o uso da IA pode se tornar estratégico na prevenção de fraudes, otimização de recursos e aumento da eficiência da gestão pública.

Entre as limitações do estudo, destaca-se o delineamento transversal, que não permite avaliar mudanças ao longo do tempo, e o foco maior em servidores de determinadas regiões, o que pode restringir a generalização dos achados. Sugere-se que pesquisas futuras envolvam diferentes contextos regionais e institucionais, bem como a adoção de métodos qualitativos e estudos comparativos entre setores para aprofundar a compreensão sobre os desafios e potencialidades da IA na administração pública.

Adicionalmente, recomenda-se que estudos futuros aprofundem a análise do papel do nível de conhecimento em IA como fator explicativo da intenção de uso. O presente estudo não realizou testes comparativos formais, mas é possível que diferentes graus de familiaridade com a tecnologia influenciem de modo distinto percepções como utilidade percebida e custo financeiro percebido.

Nesse sentido, técnicas estatísticas como ANOVA, Kruskal-Wallis ou Mann-Whitney poderiam ser aplicadas em pesquisas subsequentes, a fim de verificar se há diferenças significativas entre grupos de conhecimento ('nenhum', 'pouco' ou 'bom') quanto à intenção de uso da IA nos controles internos.

Em síntese, ao extrapolar a análise para diversos setores da administração pública brasileira, esta pesquisa reforça a centralidade do suporte organizacional percebido e da gestão de pessoas como pilares para a transformação digital e o aprimoramento dos controles internos por meio da Inteligência Artificial. O

reconhecimento da intenção de uso como etapa antecedente ao uso efetivo contribui para o avanço da literatura sobre aceitação tecnológica no setor público, ao passo que a inclusão da variável de controle referente ao uso atual abre espaço para estudos futuros sobre a lacuna intenção–comportamento e seus determinantes institucionais.

REFERÊNCIAS

- Ahn, M. J., & Chen, Y.-C. (2022). Digital transformation toward AI-augmented public administration: The perception of government employees and the willingness to use AI in government. *Government Information Quarterly*, 39(2), 101664. <https://doi.org/10.1016/j.giq.2021.101664>
- Al Wael, H., Abdallah, W., Ghura, H., & Buallay, A. (2024). Factors influencing artificial intelligence adoption in the accounting profession: The case of public sector in Kuwait. *Competitiveness Review: An International Business Journal*, 34(1), 3–27. <https://doi.org/10.1108/CR-09-2022-0137>
- Aldoseri, A., Al-Khalifa, K. N., & Hamouda, A. M. (2023). Re-Thinking Data Strategy and Integration for Artificial Intelligence: Concepts, Opportunities, and Challenges. *Applied Sciences*, 13(12), 7082. <https://doi.org/10.3390/app13127082>
- Al-Hamad, M. Q., Mbaidin, H. O., AlHamad, A. Q. M., Alshurideh, M. T., Kurdi, B. H. A., & Al-Hamad, N. Q. (2021). Investigating students' behavioral intention to use mobile learning in higher education in UAE during Coronavirus-19 pandemic. *International Journal of Data and Network Science*, 5, 321–330. <https://doi.org/10.5267/j.ijdns.2021.6.001>
- Alhosani, K., & Alhashmi, S. M. (2024). Opportunities, challenges, and benefits of AI innovation in government services: A review. *Discover Artificial Intelligence*, 4(18), 1-19. <https://doi.org/10.1007/s44163-024-00111-w>
- Alhumaid, K., Habes, M., & Salloum, S. A. (2021). Examining the Factors Influencing the Mobile Learning Usage During COVID-19 Pandemic: An Integrated SEM-ANN Method. *IEEE*, 102567–102578. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2021.3097753>
- Almquist, R., Grossi, G., Van Helden, G. J., & Reichard, C. (2013). Public sector governance and accountability. *Critical Perspectives on Accounting*, 24(7–8), 479–487. <https://doi.org/10.1016/j.cpa.2012.11.005>
- Al-Okaily, M. (2023). The influence of e-satisfaction on users' e-loyalty toward e-wallet payment apps: A mediated-moderated model. *International Journal of Emerging Markets*, 20(6), 2428-2454. <https://doi.org/10.1108/IJOEM-08-2022-1313>
- Alshahrani, A., Dennehy, D., & Mäntymäki, M. (2022). An attention-based view of AI assimilation in public sector organizations: The case of Saudi Arabia. *Government Information Quarterly*, 39(4), 101617. <https://doi.org/10.1016/j.giq.2021.101617>
- Alzeabda, S., & Matar, M. A. I. (2025). Factors affecting citizen intention toward AI acceptance and adoption: The moderating role of government regulations.

- Competitiveness Review: An International Business Journal*, 35(2), 434-455. <https://doi.org/10.1108/CR-06-2023-0144>
- Alzoubi, A. (2023). Enhancing Internal Control Effectiveness through the Joint Role of Forensic Accounting and Corporate Governance. *SSRN Electronic Journal*. <https://doi.org/10.2139/ssrn.4366049>
- Anh, N. T. M., Hoa, L. T. K., Thao, L. P., Nhi, D. A., Long, N. T., Truc, N. T., & Ngoc Xuan, V. (2024). The Effect of Technology Readiness on Adopting Artificial Intelligence in Accounting and Auditing in Vietnam. *Journal of Risk and Financial Management*, 17(1), 1-15. <https://doi.org/10.3390/jrfm17010027>
- Aquino, A. C. B.de., Lino, A. F., & Azevedo, R. R. de. (2022). The embeddedness of digital infrastructures for data collection by the Courts of Accounts. *Revista Contabilidade & Finanças*, 33(88), 46–62. <https://doi.org/10.1590/1808-057x202111600>
- Badghish, S., & Soomro, Y. A. (2024). Artificial Intelligence Adoption by SMEs to Achieve Sustainable Business Performance: Application of Technology–Organization–Environment Framework. *Sustainability*, 16(5), 1864. <https://doi.org/10.3390/su16051864>
- Baker, J. (2012). The Technology–Organization–Environment Framework. In Y. K. Dwivedi, M. R. Wade, & S. L. Schneberger (Eds.), *Information Systems Theory* (Vol. 28, pp. 231–245). Springer. https://doi.org/10.1007/978-1-4419-6108-2_12
- Barki, H., & Hartwick, J. (1994). Measuring user participation, user involvement, and user attitude. *MIS Quarterly*, 18(1), 59-82. <https://doi.org/10.2307/249610>
- Bănărescu, A. (2015). Detecting and preventing fraud with data analytics. *Procedia Economics and Finance*, 32, 1827–1836. [https://doi.org/10.1016/S2212-5671\(15\)01485-9](https://doi.org/10.1016/S2212-5671(15)01485-9)
- Bido, D. de. S., & Silva, D. da. (2019). SmartPLS 3: Especificação, estimação, avaliação e relato. *Administração: Ensino e Pesquisa*, 20(2), 488–536. <https://doi.org/10.13058/raep.2019.v20n2.1545>
- Brasil. Presidência da República. Secretaria-Geral. (1967). *Decreto-Lei Nº 200, de 25 de fevereiro de 1967*. Dispõe sobre a organização da Administração Federal, estabelece diretrizes para a Reforma Administrativa e dá outras providências. https://www.planalto.gov.br/ccivil_03/decreto-lei/del0200.htm
- Brasil. Presidência da República. Casa Civil. (1964). *Lei no 4.320, de 17 de março de 1964*. Estatui normas gerais de direito financeiro para elaboração e controle dos orçamentos e balanços da União, dos Estados, dos Municípios e do Distrito Federal. https://www.planalto.gov.br/ccivil_03/Leis/L4320.htm
- Bright, J., Enock, F. E., Esnaashari, S., Francis, J., Hashem, Y., & Morgan, D. (2024). Generative AI is already widespread in the public sector. *Arxiv (arXiv:2401.01291)*, 1-10. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2401.01291>

- Chatterjee, S., Rana, N. P., Dwivedi, Y. K., & Baabdullah, A. M. (2021). Understanding AI adoption in manufacturing and production firms using an integrated TAM-TOE model. *Technological Forecasting and Social Change*, 170, 120880. <https://doi.org/10.1016/j.techfore.2021.120880>
- Chen, H., Li, L., & Chen, Y. (2021). Explore success factors that impact artificial intelligence adoption on telecom industry in China. *Journal of Management Analytics*, 8(1), 36–68. <https://doi.org/10.1080/23270012.2020.1852895>
- Cheng, H.-W. (2023). Challenges and limitations of ChatGPT and artificial Intelligence for scientific research: a perspective from organic materials. *AI*, 4(2), 401–405. <https://doi.org/10.3390/ai4020021>
- Correia, P. M. A. R., Pedro, R. L. D., Mendes, I. de. O., & Serra, A. D. C. S. (2024). The challenges of artificial intelligence in public administration in the framework of smart cities: reflections and legal issues. *Social Sciences*, 13(2), 75. <https://doi.org/10.3390/socsci13020075>
- Dabbous, A., Aoun Barakat, K., & Merhej Sayegh, M. (2022). Enabling organizational use of artificial intelligence: An employee perspective. *Journal of Asia Business Studies*, 16(2), 245–266. <https://doi.org/10.1108/JABS-09-2020-0372>
- Damerji, H., & Salimi, A. (2021). Mediating effect of use perceptions on technology readiness and adoption of artificial intelligence in accounting. *Accounting Education*, 30(2), 107–130. <https://doi.org/10.1080/09639284.2021.1872035>
- Davis, F. D. (1989). Perceived Usefulness, Perceived Ease of Use, and User Acceptance of Information Technology. *MIS Quarterly*, 13(3), 319-340. <https://doi.org/10.2307/249008>
- Ditkaew, K., & Suttipun, M. (2023). The impact of audit data analytics on audit quality and audit review continuity in Thailand. *Asian Journal of Accounting Research*, 8(3), 269–278. <https://doi.org/10.1108/AJAR-04-2022-0114>
- Eisenberger, R., Huntington, R., Hutchison, S., & Sowa, D. (1986). Perceived organizational support. *Journal of Applied Psychology*, 71(3), 500-507. <https://doi.org/10.1037/0021-9010.71.3.500>
- Elsayed, M., & Elshandidy, T. (2021). Internal control effectiveness, textual risk disclosure, and their usefulness: U.S. evidence. *Advances in Accounting*, 53, 100531. <https://doi.org/10.1016/j.adiaac.2021.100531>
- Engstrom, D. F., Ho, D. E., Sharkey, C. M., & Cuéllar, M.-F. (2020). Government by Algorithm: Artificial Intelligence in Federal Administrative Agencies. *SSRN Electronic Journal*. <https://doi.org/10.2139/ssrn.3551505>
- Elias, L. M. (2014). Lei nº 4.320/64: O marco regulatório do controle interno na gestão pública. *ABRACICON SABER*, (7), 64-65. https://abracicon.org/abracicon_saber/wp-content/uploads/2023/06/Revista-Abracicon-Saber-Ed-07.pdf

- Etikan, I. (2016). Comparison of Convenience Sampling and Purposive Sampling. *American Journal of Theoretical and Applied Statistics*, 5(1), 1-4. <https://doi.org/10.11648/j.ajtas.20160501.11>
- Faul, F., Erdfelder, E., Buchner, A., & Lang, A.-G. (2009). Statistical power analyses using G*Power 3.1: Tests for correlation and regression analyses. *Behavior Research Methods*, 41(4), 1149–1160. <https://doi.org/10.3758/brm.41.4.1149>
- Façaanha, V. S., Souza Júnior, A. A. de., Moraes, A. F. de. M., & Mendes, S. A. T. (2024). Inteligência Artificial na administração pública: Perspectivas e impactos na sociedade. *International Journal of Scientific Management and Tourism*, 10(5), e1098. <https://doi.org/10.55905/ijsmtv10n5-004>
- Fornell, C., & Larcker, D. F. (1981). Evaluating structural equation models with unobservable variables and measurement error. *Journal of Marketing Research*, 18(1), 39-50. <https://doi.org/10.2307/3151312>
- Gadelha, A. L. L., Gouveia, L. B., & Sarmiento, A. M. (2023). Essential internal control: Evidence from the executive branch of the State of Ceará. *Revista de Gestão*, 30(1), 32–46. <https://doi.org/10.1108/REGE-08-2020-0073>
- Gefen, D., & Straub, D. W. (2000). The Relative Importance of Perceived Ease of Use in IS Adoption: A Study of E-Commerce Adoption. *Journal of the Association for Information Systems*, 1(1), 1–30. <https://doi.org/10.17705/1jais.00008>
- Gholami, R., Singh, N., Agrawal, P., Espinosa, K., & Bamufleh, D. (2021). Information technology/systems adoption in the public sector: Evidence from the illinois department of transportation. *Journal of Global Information Management*, 29(4), 172–194. <https://doi.org/10.4018/JGIM.20210701.oa8>
- Goher, G. N. (2025). Navigating the integration of ChatGPT in UAE's government sector: Challenges and opportunities. *Digital Transformation and Society*, 4(1), 57–72. <https://doi.org/10.1108/DTS-03-2024-0024>
- Guenduez, A. A., & Mettler, T. (2023). Strategically constructed narratives on artificial intelligence: What stories are told in governmental artificial intelligence policies? *Government Information Quarterly*, 40(1), 101719. <https://doi.org/10.1016/j.giq.2022.101719>
- Guillamón, M. D., & Cuadrado-Ballesteros, B. (2021). Is transparency a way to improve efficiency? An assessment of Spanish municipalities. *Regional Studies*, 55(2), 221–233. <https://doi.org/10.1080/00343404.2020.1772964>
- Hair, J. F., Risher, J. J., Sarstedt, M., & Ringle, C. M. (2019). When to use and how to report the results of PLS-SEM. *European Business Review*, 31(1), 2–24. <https://doi.org/10.1108/EBR-11-2018-0203>
- Hair Junior, J. F., Howard, M. C., & Nitzl, C. (2020). Assessing measurement model quality in PLS-SEM using confirmatory composite analysis. *Journal of Business Research*, 109, 101–110. <https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2019.11.069>

- Han, H., Shiwakoti, R. K., Jarvis, R., Mordi, C., & Botchie, D. (2023). Accounting and auditing with blockchain technology and artificial Intelligence: A literature review. *International Journal of Accounting Information Systems*, 48, 100598. <https://doi.org/10.1016/j.accinf.2022.100598>
- Hariyani, E., Supriono, S., Hanif, R. A., Silalahi, S. P., & Wiguna, M. (2024). Determinants influencing fraud detection: Role of internal auditors' quality. *Problems and Perspectives in Management*, 22(2), 51–60. [https://doi.org/10.21511/ppm.22\(2\).2024.05](https://doi.org/10.21511/ppm.22(2).2024.05)
- Hasani, T., Rezania, D., Levallet, N., O'Reilly, N., & Mohammadi, M. (2023). Privacy enhancing technology adoption and its impact on SMEs' performance. *International Journal of Engineering Business Management*, 15, 1-26, 18479790231172874. <https://doi.org/10.1177/18479790231172874>
- Helmholz, P.; Nolte, M., & Schmitt, M. (2024). AI in Public Governance: A reality check on scholarly insights and policy practice. *SSRN Electronic Journal*. <http://dx.doi.org/10.2139/ssrn.4787049>
- Henseler, J., Ringle, C. M., & Sarstedt, M. (2015). A new criterion for assessing discriminant validity in variance-based structural equation modeling. *Journal of the Academy of Marketing Science*, 43(1), 115–135. <https://doi.org/10.1007/s11747-014-0403-8>
- Hjaltalin, I. T., & Sigurdarson, H. T. (2024). The strategic use of AI in the public sector: A public values analysis of national AI strategies. *Government Information Quarterly*, 41(1), 101914. <https://doi.org/10.1016/j.giq.2024.101914>
- Hoa, P. X., Xuan, V. N., & Phuong Thu, N. T. (2023). Nexus of innovation, renewable consumption, FDI, growth and CO2 emissions: The case of Vietnam. *Journal of Open Innovation: Technology, Market, and Complexity*, 9(3), 100100. <https://doi.org/10.1016/j.joitmc.2023.100100>
- Ismail, M. H., Khater, M., & Zaki, M. (2017). Digital business transformation and strategy: What do we know so far. *Cambridge Service Alliance*, 10(1), 1-35. https://cambridgeservicealliance.eng.cam.ac.uk/system/files/documents/2017NovPaper_Mariam.pdf
- Kashive, N., Powale, L., & Kashive, K. (2020). Understanding user perception toward artificial intelligence (AI) enabled e-learning. *The International Journal of Information and Learning Technology*, 38(1), 1–19. <https://doi.org/10.1108/IJILT-05-2020-0090>
- Kaur, S., & Arora, S. (2020). Role of perceived risk in online banking and its impact on behavioral intention: Trust as a moderator. *Journal of Asia Business Studies*, 15(1), 1–30. <https://doi.org/10.1108/JABS-08-2019-0252>
- Kelly, S., Kaye, S.-A., & Oviedo-Trespalacios, O. (2023). What factors contribute to the acceptance of artificial intelligence? A systematic review. *Telematics and Informatics*, 77, 101925. <https://doi.org/10.1016/j.tele.2022.101925>

- Klijn, E.-H. (2008). Governance and Governance Networks in Europe: An assessment of ten years of research on the theme. *Public Management Review*, 10(4), 505–525. <https://doi.org/10.1080/14719030802263954>
- Kokina, J., & Davenport, T. H. (2017). The Emergence of Artificial Intelligence: How Automation is Changing Auditing. *Journal of Emerging Technologies in Accounting*, 14(1), 115–122. <https://doi.org/10.2308/jeta-51730>
- Koo, J. E., & Ki, E. S. (2020). Internal Control Personnel's Experience, Internal Control Weaknesses, and ESG Rating. *Sustainability*, 12(20), 8645. <https://doi.org/10.3390/su12208645>
- Kuan, K. K. Y., & Chau, P. Y. K. (2001). A perception-based model for EDI adoption in small businesses using a technology–organization–environment framework. *Information & Management*, 38(8), 507–521. [https://doi.org/10.1016/S0378-7206\(01\)00073-8](https://doi.org/10.1016/S0378-7206(01)00073-8)
- Kumar, S., & Bagga, S. K. (2024). Relação da Liderança Transformacional e do Suporte Organizacional Percebido com o Comprometimento Organizacional: O Papel Mediador do Engajamento dos Funcionários. *BBR, Brazilian Business Review*, 21(2), e20221196. <https://www.scielo.br/j/bbr/a/RFkpXpfyCpTnzsHs9hQBTRR/?lang=pt>
- Kurtessis, J. N., Eisenberger, R., Ford, M. T., Buffardi, L. C., Stewart, K. A., & Adis, C. S. (2017). Perceived Organizational Support: A Meta-Analytic Evaluation of Organizational Support Theory. *Journal of Management*, 43(6), 1854–1884. <https://doi.org/10.1177/0149206315575554>
- Li, D., & Shen, W. (2021). Can Corporate Digitalization Promote Green Innovation? The Moderating Roles of Internal Control and Institutional Ownership. *Sustainability*, 13(24), 13983. <https://doi.org/10.3390/su132413983>
- Li, C., Zhang, Y., & Xu, Y. (2022). Factors Influencing the Adoption of Blockchain in the Construction Industry: A Hybrid Approach Using PLS-SEM and fsQCA. *Buildings*, 12(9), 1349. <https://doi.org/10.3390/buildings12091349>
- Li, Y., Fan, Y., & Nie, L. (2025). Making governance agile: Exploring the role of artificial intelligence in China's local governance. *Public Policy and Administration*, 40(2), 276–301. <https://doi.org/10.1177/09520767231188229>
- Lutfi, A., & Alqudah, H. (2023). The Influence of Technological Factors on the Computer-Assisted Audit Tools and Techniques Usage during COVID-19. *Sustainability*, 15(9), 7704. <https://doi.org/10.3390/su15097704>
- Madan, R., & Ashok, M. (2023). AI adoption and diffusion in public administration: A systematic literature review and future research agenda. *Government Information Quarterly*, 40(1), 101774. <https://doi.org/10.1016/j.giq.2022.101774>
- Mancini, D., Lombardi, R., & Tavana, M. (2021). Four research pathways for understanding the role of smart technologies in accounting. *Meditari*

- Accountancy Research*, 29(5), 1041–1062. <https://doi.org/10.1108/MEDAR-03-2021-1258>
- Maragno, G., Tangi, L., Gastaldi, L., & Benedetti, M. (2023). Exploring the factors, affordances and constraints outlining the implementation of Artificial Intelligence in public sector organizations. *International Journal of Information Management*, 73, 102686. <https://doi.org/10.1016/j.ijinfomgt.2023.102686>
- Martín-García, A. V., Redolat, R., & Pinazo-Hernandis, S. (2022). Factors Influencing Intention to Technological Use in Older Adults. The TAM Model Application. *Research on Aging*, 44(7–8), 573–588. <https://doi.org/10.1177/01640275211063797>
- Martins, J., Veiga, L., & Fernandes, B. (2023). Are electronic government innovations helpful to deter corruption? Evidence from across the world. *Economics & Politics*, 35(3), 1177–1203. <https://doi.org/10.1111/ecpo.12255>
- Mathieson, K., Peacock, E., & Chin, W. W. (2001). Extending the technology acceptance model: the influence of perceived user resources. *ACM SIGMIS Database: the DATABASE for Advances in Information Systems*, 32(3), 86–112. <https://dl.acm.org/doi/abs/10.1145/506724.506730>
- Medaglia, R., Gil-Garcia, J. R., & Pardo, T. A. (2023). Artificial Intelligence in Government: Taking Stock and Moving Forward. *Social Science Computer Review*, 41(1), 123–140. <https://doi.org/10.1177/08944393211034087>
- Mergel, I., Dickinson, H., Stenvall, J., & Gasco, M. (2023). Implementing AI in the public sector. *Public Management Review*, 1–14. <https://doi.org/10.1080/14719037.2023.2231950>
- Meske, C., Bunde, E., Schneider, J., & Gersch, M. (2022). Explainable Artificial Intelligence: Objectives, Stakeholders, and Future Research Opportunities. *Information Systems Management*, 39(1), 53–63. <https://doi.org/10.1080/10580530.2020.1849465>
- Mikalef, P., & Gupta, M. (2021). Artificial intelligence capability: Conceptualization, measurement calibration, and empirical study on its impact on organizational creativity and firm performance. *Information & Management*, 58(3), 103434. <https://doi.org/10.1016/j.im.2021.103434>
- Mikalef, P., Lemmer, K., Schaefer, C., Ylinen, M., Fjørtoft, S. O., Torvatn, H. Y., Gupta, M., & Niehaves, B. (2022). Enabling AI capabilities in government agencies: A study of determinants for European municipalities. *Government Information Quarterly*, 39(4), 101596. <https://doi.org/10.1016/j.giq.2021.101596>
- Misra, S., Katz, B., Roberts, P., Carney, M., & Valdivia, I. (2024). Toward a person-environment fit framework for artificial intelligence implementation in the public sector. *Government Information Quarterly*, 41(3), 101962. <https://doi.org/10.1016/j.giq.2024.101962>

- Molino, M., Cortese, C. G., & Ghislieri, C. (2021). Technology Acceptance and Leadership 4.0: A Quali-Quantitative Study. *International Journal of Environmental Research and Public Health*, 18(20), 10845. <https://doi.org/10.3390/ijerph182010845>
- Monteduro, F., Hinna, A., & Moi, S. (2016). Governance and Corruption in the Public Sector: An Extended Literature Review. In A. Hinna, L. Gnan, & F. Monteduro (Orgs.), *Studies in Public and Non-Profit Governance* (pp. 31–51). Emerald Group Publishing Limited. <https://doi.org/10.1108/S2051-663020160000005002>
- Na, S., Heo, S., Han, S., Shin, Y., & Roh, Y. (2022). 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*, 12(2), 1-17. <https://doi.org/10.3390/buildings12020090>
- Nadirsyah, I. M., & Mulyany, R. (2024). Enhancing fraud prevention and internal control: The key role of internal audit in public sector governance. *Cogent Business & Management*, 11(1), 2382389. <https://doi.org/10.1080/23311975.2024.2382389>
- Neumann, O., Guirguis, K., & Steiner, R. (2024). Exploring artificial intelligence adoption in public organizations: A comparative case study. *Public Management Review*, 26(1), 114–141. <https://doi.org/10.1080/14719037.2022.2048685>
- Nguyen, N. A. D., Nguyen, V. P., & Bui, K. H. (2024). Legal technology acceptance in Vietnam's courts. *Cogent Business & Management*, 11(1), 2321955. <https://doi.org/10.1080/23311975.2024.2321955>
- Novita, N., & Anissa, A. I. N. A. (2022). The role of data analytics for detecting indications of fraud in the public sector. *International Journal of Research in Business and Social Science* (2147-4478), 11(7), 218–225. <https://doi.org/10.20525/ijrbs.v11i7.2113>
- Onofrei, M., Toader, T., Vatamanu, A. F., & Oprea, F. (2021). Impact of Governments' Fiscal Behaviors on Public Finance Sustainability: A Comparative Study. *Sustainability*, 13(7), 3739. <https://doi.org/10.3390/su13073739>
- Paula, W. M. de., & Bezerra Filho, J. E. (2024). Dificuldades na profissão do contador público: um mapeamento sistemático no ambiente brasileiro. *Administração Pública e Gestão Social*, 16(1), 1-30. <https://doi.org/10.21118/apgs.v16i1.15068>
- Pereira, F., França, D., Paschoal, V., Nardes, M., Rosa, R. R., & Guerra, E. (2023). Esfinge Virtual Lab—A Virtual Laboratory Platform With a Metadata-Based API and Based on Dynamic Component. *IEEE Access*, 11, 143167–143181. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2023.3342911>

- Pramono, A. J., Suwarno., Amyar, F., & Friska, R. (2023). Exploring Technology Acceptance in Management Accounting Tools' Adoption in Public Sector Accounting: A Sustainability Perspective for Organizations. *Sustainability*, 15(21), 15334. <https://doi.org/10.3390/su152115334>
- Qatawneh, A. M. (2024). The role of artificial intelligence in auditing and fraud detection in accounting information systems: Moderating role of natural language processing. *International Journal of Organizational Analysis*, 33(6), 1391-1409. <https://doi.org/10.1108/IJOA-03-2024-4389>
- Ramdani, B., Chevers, D., & Williams, D. A. (2013). SMEs' adoption of enterprise applications: A technology-organisation-environment model. *Journal of Small Business and Enterprise Development*, 20(4), 735–753. <https://doi.org/10.1108/JSBED-12-2011-0035>
- Rane, N., Choudhary, S., & Rane, J. (2023). Blockchain and Artificial Intelligence (AI) integration for revolutionizing security and transparency in finance. *SSRN Electronic Journal*. <https://doi.org/10.2139/ssrn.4644253>
- Raut, R. K., & Kumar, S. (2024). An integrated approach of TAM and TPB with financial literacy and perceived risk for influence on online trading intention. *Digital Policy, Regulation and Governance*, 26(2), 135–152. <https://doi.org/10.1108/DPRG-07-2023-0101>
- Ringle, C. M., Sarstedt, M., Sinkovics, N., & Sinkovics, R. R. (2023). A perspective on using partial least squares structural equation modelling in data articles. *Data in Brief*, 48, 109074. <https://doi.org/10.1016/j.dib.2023.109074>
- Saade, R. G., & Nijher, H. (2016). Critical success factors in enterprise resource planning implementation: A review of case studies. *Journal of Enterprise Information Management*, 29(1), 72–96. <https://doi.org/10.1108/JEIM-03-2014-0028>
- Saeed Al-Maroofof, R., Alhumaid, K., & Salloum, S. (2021). The Continuous Intention to Use E-Learning, from Two Different Perspectives. *Education Sciences*, 11(1), 1-20. <https://doi.org/10.3390/educsci11010006>
- Saleh, I., Marei, Y., Ayoush, M., & Abu Afifa, M. M. (2023). Big Data analytics and financial reporting quality: Qualitative evidence from Canada. *Journal of Financial Reporting and Accounting*, 21(1), 83–104. <https://doi.org/10.1108/JFRA-12-2021-0489>
- Sarstedt, M., Ringle, C. M., Henseler, J., & Hair, J. F. (2014). On the Emancipation of PLS-SEM: A Commentary on Rigdon (2012). *Long Range Planning*, 47(3), 154–160. <https://doi.org/10.1016/j.lrp.2014.02.007>
- Seethamraju, R., & Hecimovic, A. (2023). Adoption of artificial intelligence in auditing: An exploratory study. *Australian Journal of Management*, 48(4), 780–800. <https://doi.org/10.1177/03128962221108440>

- Selten, F., & Klievink, B. (2024). Organizing public sector AI adoption: Navigating between separation and integration. *Government Information Quarterly*, 41(1), 101885. <https://doi.org/10.1016/j.giq.2023.101885>
- Shalhoob, H., Halawani, B., Alharbi, M., & Babiker, I. (2024). The impact of big data analytics on the detection of errors and fraud in accounting processes. *Revista de Gestão Social e Ambiental*, - RGSA, 18(1), e06115. <https://doi.org/10.24857/rgsa.v18n1-121>
- Sharma, S., Singh, G., Sharma, C. S., & Kapoor, S. (2024). Artificial intelligence in Indian higher education institutions: A quantitative study on adoption and perceptions. *International Journal of System Assurance Engineering and Management*. <https://doi.org/10.1007/s13198-023-02193-8>
- Shonhadji, N., & Maulidi, A. (2022). Is it suitable for your local governments? A contingency theory-based analysis on the use of internal control in thwarting white-collar crime. *Journal of Financial Crime*, 29(2), 770–786. <https://doi.org/10.1108/JFC-10-2019-0128>
- Simón, C., Revilla, E., & Jesús Sáenz, M. (2024). Integrating AI in organizations for value creation through Human-AI teaming: A dynamic-capabilities approach. *Journal of Business Research*, 182, 114783. <https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2024.114783>
- Skoumpopoulou, D., Wong, A., Ng, P., & Lo, M. F. (2018). Factors that affect the acceptance of new technologies in the workplace: a cross case analysis between two universities. *International Journal of Education and Development Using ICT*, 14(3), 209-222. <http://ijedict.dec.uwi.edu/viewarticle.php?id=2500>
- Stinglhamber, F., Ohana, M., Caesens, G., & Meyer, M. (2020). Perceived organizational support: The interactive role of coworkers' perceptions and employees' voice. *Employee Relations: The International Journal*, 42(1), 107–124. <https://doi.org/10.1108/ER-05-2018-0137>
- Sun, T. Q., & Medaglia, R. (2019). Mapping the challenges of Artificial Intelligence in the public sector: Evidence from public healthcare. *Government Information Quarterly*, 36(2), 368–383. <https://doi.org/10.1016/j.giq.2018.09.008>
- Tapia, L., Fernandez, A., Couto, G., Pimentel, P., & Castanho, R. A. (2024). Proposal for a Directive on Internal Control in a Public Institution. In *WSEAS Transactions on Business and Economics* (Vol. 21, p. 458–474). World Scientific and Engineering Academy and Society. <https://doi.org/10.37394/23207.2024.21.39>
- Tariq, M. U., Poulin, M., & Abonamah, A. A. (2021). Achieving Operational Excellence Through Artificial Intelligence: *Driving Forces and Barriers*. *Frontiers in Psychology*, 12, 686624. <https://doi.org/10.3389/fpsyg.2021.686624>
- Tawfik, O. I., Durrah, O., & Aljawhar, K. A. (2023). The Role of the Internal Auditor in Strengthening the Governance of Economic Organizations Using the Three

- Lines of Defense Model. *Journal of Risk and Financial Management*, 16(7), 341. <https://doi.org/10.3390/jrfm16070341>
- Thakur, R. R., & Srivastava, S. (2018). From resistance to readiness: The role of mediating variables. *Journal of Organizational Change Management*, 31(1), 230–247. <https://doi.org/10.1108/JOCM-06-2017-0237>
- Thayyib, P. V., Mamilla, R., Khan, M., Fatima, H., Asim, M., Anwar, I., Shamsudheen, M. K., & Khan, M. A. (2023). State-of-the-Art of Artificial Intelligence and Big Data Analytics Reviews in Five Different Domains: A Bibliometric Summary. *Sustainability*, 15(5), 4026. <https://doi.org/10.3390/su15054026>
- Thottoli, M. M., Ahmed, E. R., & Thomas, K. V. (2022). Emerging technology and auditing practice: Analysis for future directions. *European Journal of Management Studies*, 27(1), 99–119. <https://doi.org/10.1108/EJMS-06-2021-0058>
- Tsu Wei, T., Marthandan, G., Yee-Loong Chong, A., Ooi, K. B., & Arumugam, S. (2009). What drives Malaysian m-commerce adoption? An empirical analysis. *Industrial Management & Data Systems*, 109(3), 370–388. <https://doi.org/10.1108/02635570910939399>
- Tung, F. C., Chang, S. C., & Chou, C. M. (2008). An extension of trust and TAM model with IDT in the adoption of the electronic logistics information system in HIS in the medical industry. *International Journal of Medical Informatics*, 77(5), 324–335. <https://doi.org/10.1016/j.ijmedinf.2007.06.006>
- Van Noordt, C., & Misuraca, G. (2022a). Artificial intelligence for the public sector: Results of landscaping the use of AI in government across the European Union. *Government Information Quarterly*, 39(3), 101714. <https://doi.org/10.1016/j.giq.2022.101714>
- Van Noordt, C., & Misuraca, G. (2022b). Exploratory Insights on Artificial Intelligence for Government in Europe. *Social Science Computer Review*, 40(2), 426–444. <https://doi.org/10.1177/0894439320980449>
- Van Noordt, C., & Tangi, L. (2023). The dynamics of AI capability and its influence on public value creation of AI within public administration. *Government Information Quarterly*, 40(4), 101860. <https://doi.org/10.1016/j.giq.2023.101860>
- Venkatesh, V., & Bala, H. (2008). Technology Acceptance Model 3 and a Research Agenda on Interventions. *Decision Sciences*, 39(2), 273–315. <https://doi.org/10.1111/j.1540-5915.2008.00192.x>
- Venkatesh, V., Morris, M. G., Davis, G. B., & Davis, F. D. (2003). User Acceptance of Information Technology: Toward a Unified View. *MIS Quarterly*, 27(3), 425–478. <https://doi.org/10.2307/30036540>

- Venkatesh, V., & Davis, F. D. (2000). A Theoretical Extension of the Technology Acceptance Model: Four Longitudinal Field Studies. *Management Science*, 46(2), 169–332. <https://doi.org/10.1287/mnsc.46.2.186.11926>
- Xu, Z., Zhu, G., Metawa, N., & Zhou, Q. (2022). Machine learning based customer meta-combination brand equity analysis for marketing behavior evaluation. *Information Processing and Management*, 59(1), 102800. <https://doi.org/10.1016/j.ipm.2021.102800>
- Wassie, F. A., & Lakatos, L. P. (2024). Artificial intelligence and the future of the internal audit function. *Humanities and Social Sciences Communications*, 11(1), 1-13. <https://doi.org/10.1057/s41599-024-02905-w>
- Wilson, C. (2022). Public engagement and AI: A values analysis of national strategies. *Government Information Quarterly*, 39(1), 101652. <https://doi.org/10.1016/j.giq.2021.101652>
- Wirtz, B. W., Weyerer, J. C., & Geyer, C. (2019). Artificial Intelligence and the Public Sector—Applications and Challenges. *International Journal of Public Administration*, 42(7), 596–615. <https://doi.org/10.1080/01900692.2018.1498103>
- Yang, L., Qin, H., Gan, Q., & Su, J. (2020). Internal Control Quality, Enterprise Environmental Protection Investment and Finance Performance: An Empirical Study of China's A-Share Heavy Pollution Industry. *International Journal of Environmental Research and Public Health*, 17(17), 6082. <https://doi.org/10.3390/ijerph17176082>
- Yigitcanlar, T., Desouza, K. C., Butler, L., & Roozkhosh, F. (2020). Contributions and Risks of Artificial Intelligence (AI) in Building Smarter Cities: Insights from a Systematic Review of the Literature. *Energies*, 13(6), 1473. <https://doi.org/10.3390/en13061473>
- Yigitcanlar, T., Li, R. Y. M., Beeramoole, P. B., & Paz, A. (2023). Artificial intelligence in local government services: Public perceptions from Australia and Hong Kong. *Government Information Quarterly*, 40(3), 101833. <https://doi.org/10.1016/j.giq.2023.101833>
- Zuiderwijk, A., Chen, Y.-C., & Salem, F. (2021). Implications of the use of artificial intelligence in public governance: A systematic literature review and a research agenda. *Government Information Quarterly*, 38(3), 101577. <https://doi.org/10.1016/j.giq.2021.101577>

APÊNDICE A – QUADRO DOS CONSTRUTOS

Construtos	Escala Original (traduzida do inglês)	Itens da escala	Fontes
Facilidade de Uso Percebida (FUP)	EU1 Nossa organização pode integrar rapidamente a nova tecnologia de IA aos nossos processos contábeis existentes EU2 As tecnologias devem ser simples de usar. EU3 Nossos funcionários estão acostumados a lidar com tecnologia de ponta	1 A organização em que atuo pode integrar rapidamente a tecnologias de IA às atividades de controle e auditoria interna e sistemas existentes. 2. A IA deve ser Simples de usar. 3. Temos facilidade em lidar com tecnologias de ponta.	Hasan et al. (2023); Davis (1989)
Utilidade Percebida (UTP)	US1 Usar IA para lidar com trabalhos automatizados diminuirá minha carga US2 Em comparação com os trabalhos de pensamento crítico, as tarefas manuais repetitivas desperdiçam tempo US3 Nossos clientes estão entusiasmados com as novas ofertas baseadas em IA	US1. Usar a IA para lidar com trabalhos automatizados diminuirá o volume de análises de controle interno. US2 O uso da IA eliminará tarefas repetitivas. US3 Servidores e Gestores, estão entusiasmados com as novas ofertas baseadas em IA.	Hasan et al. (2023); Davis (1989)
Custo Financeiro Percebido (CFP)	PF1 O uso de IA requer altos custos de configuração. PF2 O uso da IA requer altos custos operacionais PF3 O uso da IA requer altos custos de Treinamento	PF1. Reconheço que um custo elevado para implementação e configuração da IA impede sua adoção. PF2 O uso da IA requer altos custos de manutenção. PF3 O uso da IA reque altos custo de Treinamento	Mikalef et al., 2022), Tung et al. (2008)
Suporte Organizacional percebido (SOP)	SOP1: Minha organização considera fortemente objetivos e valores. SOP2: Preocupa-se com o meu bem-estar. SOP3: Perdoa um erro da minha parte. SOP4: Se importa com minhas opiniões. SOP5: A ajuda está disponível na minha organização quando tenho um problema. SOP6: Minha organização está disposta a me apoiar quando preciso de um favor especial.	SOP1: Minha organização considera fortemente os objetivos e valores ao implementar sistemas de IA. SOP2: Minha organização preocupa-se com o meu bem-estar ao introduzir ferramentas e processos baseados em Inteligência Artificial. SOP3: Minha organização compreende e perdoa possíveis erros durante a adaptação ou uso inicial da Inteligência Artificial. SOP4: Minha organização se importa com minhas opiniões sobre o uso de IA no trabalho. SOP5: Minha organização oferece suporte quando tenho	(Kumar & Bagga, 2024) (Eisenberger et al.,1986).

	SOP7: Minha organização mostra muito pouca preocupação comigo ^(R). SOP8: Se tivessem a oportunidade, minha organização tiraria vantagem de mim.	problemas com as ferramentas de IA. SOP6: Minha organização está disposta a me apoiar em solicitações específicas relacionadas à implementação e uso da Inteligência Artificial no trabalho SOP7: Minha organização mostra pouca preocupação com meus desafios de adaptação às novas tecnologias de IA ^(R). SOP8: Minha organização implementaria IA visando apenas redução de custos, sem se importar com os funcionários.	
Intenção de Uso IA (IUT)	AA1 A tecnologia de IA será um ativo valioso para nossa organização AA2 A estratégia adequada de adoção de IA foi projetada AA3 A proposta já foi aprovada pela administração AA4 Um orçamento financeiro e um plano de transferência de aplicativos foram autorizados para adoção de IA AA5 Depois de integrar a inovação em IA, nossa organização melhorou	AA1 A tecnologia de IA será um ativo valioso para nossa organização AA2 A estratégia adequada de adoção de IA foi projetada AA3 A proposta já foi aprovada pela administração AA4 Um orçamento financeiro e um plano de transferência de aplicativos foram autorizados para adoção de IA AA5 Depois de integrar a inovação em IA, nossa organização melhorou	Hasan et al. (2023); Davis (1989)

APÊNDICE B – QUESTIONÁRIO

Prezados Gestores, Servidores e Auditores e Profissionais de TI, que direta ou indiretamente atuam nos Controles Internos do Setor Público Brasileiro.

Gostaria que participassem dessa pesquisa, reservando alguns minutos (5 a 10 minutos) para preencher o formulário a seguir. As respostas são **confidenciais** e serão usadas exclusivamente para fins acadêmicos.

Por fim, destaca-se que não há respostas corretas ou incorretas. As próximas frases avaliarão apenas o seu nível de concordância ou discordância com as declarações apresentadas

Ficarei grato se você puder compartilhar esta pesquisa para ampliarmos seu alcance! Obrigado por sua colaboração!

Pesquisador responsável

Marcus Wenceslau de Carvalho - Mestrando Fucape Business School

E-mail: marcuswenceslau@hotmail.com

Orientador

Professor Dr. Diego Rodrigues Boente - Fucape Business School

E-mail: diegorodrigues@fucape.br

Concordância e permissão Consciente

1. Com base nas informações fornecidas, por favor, selecione uma opção: Você concorda em participar voluntariamente da pesquisa?

() – Sim

() – Se negativo, finalize o questionário

2. Como você avalia seu nível de conhecimento e experiência em Inteligência Artificial, considerando tanto o uso de ferramentas como ChatGPT, Gemini, Claude ou Copilot, quanto a aplicação prática de técnicas de IA — como algoritmos de aprendizado de máquina — nas atividades de sua competência ou nas da sua organização?

o

Nenhum.

o Pouco Conhecimento e/ ou pouca utilização das ferramentas de IA.

o Bom Conhecimento e/ou boa utilização das ferramentas de IA

3. Você utiliza sistemas de Inteligência Artificial adaptados às suas necessidades organizacionais em atividades de auditoria e controle interno? (Nota: Entende-se "controle interno" em sentido amplo, abrangendo também a primeira linha de defesa, como setores operacionais, contabilidade e demais órgãos da entidade pública).

- o Sim
- o Não

4. Cargos/função que melhor descreve as suas atividades.

o Profissional da área de TI

o Profissional da área Administrativa/Auditoria

o Outros

- 5. A organização em que atuo pode integrar rapidamente a tecnologias de IA às atividades de controle e auditoria interna e sistemas existentes.
- 6. A IA deve ser simples de usar.
- 7. Temos facilidade em lidar com tecnologias de ponta.
- 8. Usar a IA para lidar com trabalhos automatizados diminuirá o volume de análises de controle interno.
- 9. O uso da IA eliminará tarefas repetitivas.
- 10. Servidores e Gestores, estão entusiasmados com as novas ofertas baseadas em IA.
- 11. Reconheço que um custo elevado para implementação e configuração da IA pode impedir sua adoção.
- 12. O uso da IA requer altos custos de manutenção
- 13. O uso da IA requer altos custos de Treinamento.
- 14. Minha organização considera fortemente os objetivos e valores ao implementar sistemas de IA.
- 15. Minha organização preocupa-se com o meu bem-estar ao introduzir ferramentas e processos baseados em Inteligência Artificial.
- 16. Minha organização compreende e perdoa possíveis erros durante a adaptação ou uso inicial da Inteligência Artificial.
- 17. Minha organização se importa com minhas opiniões sobre o uso de IA no trabalho.
- 18. Minha organização oferece suporte quando tenho problemas com as ferramentas de IA.
- 19. Minha organização está disposta a me apoiar em solicitações específicas relacionadas à implementação e uso da Inteligência Artificial no trabalho.
- 20. Minha organização mostra pouca preocupação com meus desafios de adaptação às novas tecnologias de IA ^(R).
- 21. Minha organização implementaria IA visando apenas redução de custos, sem se importar com os funcionários.
- 22. A tecnologia de IA será um ativo valioso para nossa organização.
- 23. A estratégia adequada de adoção de IA foi projetada.
- 24. A proposta já foi aprovada pela administração.

25. Um orçamento financeiro e um plano de transferência de aplicativos foram autorizados para adoção de IA.
26. Depois de integrar a inovação em IA, nossa organização melhorou.

DADOS SOCIODEMOGRÁFICOS

27. Gênero?

- ☐ Masculino
- ☐ Feminino
- ☐ Prefiro não responder

28. Você mora em qual região do país?

- ☐ Norte
- ☐ Nordeste
- ☐ Centro-Oeste
- ☐ Sul
- ☐ Sudeste

29. Qual o seu grau de escolaridade?

- ☐ Ensino fundamental
- ☐ Ensino médio
- ☐ Ensino superior (cursando ou completo)
- ☐ Pós-Graduação (cursando ou completo)
- ☐ Mestrado ou Doutorado
- ☐ Outros

30. O órgão/entidade pública que você desempenha atividades:

- ☐ Secretarias (Poder Executivo Municipal Estadual/Federal)
- ☐ Poder Legislativo
- ☐ Poder Judiciário
- ☐ Ministério Público
- ☐ Tribunal de Contas
- ☐ Defensoria Pública