

Adoção e percepções do uso de inteligência artificial generativa no setor público: um estudo empírico com servidores bancários

Adoption and Perceptions of the Use of Generative Artificial Intelligence in the Public Sector: An Empirical Study with Banking Public Servants

Adopción y Percepciones del Uso de Inteligencia Artificial Generativa en el Sector Público: Un Estudio Empírico con Servidores Bancarios

Grupo temático 10 - Pensamento Social Brasileiro, Reforma Administrativa e Inovação

Kelsen Moura, Instituto Brasileiro de Ensino, Desenvolvimento e Pesquisa (IDP)

Mairton Damasceno Cunha, Instituto Brasileiro de Ensino, Desenvolvimento e Pesquisa (IDP)

Ricardo Carvalho, Instituto Brasileiro de Ensino, Desenvolvimento e Pesquisa (IDP)

Lana Montezano, Instituto Brasileiro de Ensino, Desenvolvimento e Pesquisa (IDP)

RESUMO

A transformação digital no setor público tem sido impulsionada pela adoção de tecnologias emergentes, com destaque para a Inteligência Artificial Generativa (IAG). Este estudo analisa a percepção de servidores bancários de uma organização pública federal quanto à utilidade, riscos e desafios éticos da IA generativa no contexto de trabalho. Trata-se de uma pesquisa teórico-empírica, descritiva, com recorte transversal e abordagem quantitativa e qualitativa, realizada com 132 servidores da Superintendência Nacional de Benefícios Sociais (SUFAB) da Caixa Econômica Federal. Os dados foram coletados por meio de questionário eletrônico, tendo os dados analisados com estatística descritiva e análise de conteúdo. Os resultados revelam elevado uso de IAG no trabalho, principalmente com o Copilot. Há elevado interesse em aprender e utilizar com mais frequência no trabalho. Os principais benefícios foram o aumento da produtividade, eficiência e qualidade no trabalho. Há preocupações de confiança e ética no uso de IAG no trabalho. Constatou-se apoio de gestores ao uso de IAG, mas ainda há dúvidas dos participantes sobre o rigor e limites de uso no trabalho. O estudo apresenta recomendações para organizações públicas adotarem IAG, e contribui para a compreensão dos fatores que condicionam a implementação efetiva de práticas de inovação responsável na gestão pública brasileira.

Palavras-chave: Inteligência Artificial Generativa; Setor Público; Adoção de Tecnologia; Percepções; Desafios Éticos.

ABSTRACT

Digital transformation in the public sector has been driven by the adoption of emerging technologies, particularly Generative Artificial Intelligence (GAI). This study analyzes the perceptions of banking public servants in a federal public organization regarding the usefulness, risks, and ethical challenges associated with the use of generative AI in the workplace. The research is a theoretical-empirical, descriptive, cross-sectional study with a mixed quantitative and qualitative approach, conducted with 132 employees from the National Superintendence of Social Benefits (SUFAB) of Caixa Econômica Federal. Data were collected through an electronic questionnaire and analyzed using descriptive statistics and content analysis. The findings reveal a high level of use of generative AI at work, particularly through the Copilot tool. There is also strong interest among participants in learning more about and increasing the frequency of AI use in their professional activities. The main reported benefits include increased productivity, efficiency, and quality of work. However, concerns remain regarding trust and ethical issues related to the use of generative AI. The results also indicate managerial support for the use of generative AI, although participants still express uncertainties about the rigor and limits governing its use in the workplace. The study presents recommendations for public organizations adopting generative AI and contributes to understanding

the factors that influence the effective implementation of responsible innovation practices in Brazilian public management.

Keywords: generative artificial intelligence; public sector; technology adoption; perceptions; ethical challenges.

RESUMEN

La transformación digital en el sector público ha sido impulsada por la adopción de tecnologías emergentes, destacándose la Inteligencia Artificial Generativa (IAG). Este estudio analiza la percepción de servidores bancarios de una organización pública federal respecto a la utilidad, los riesgos y los desafíos éticos asociados al uso de la IA generativa en el contexto laboral. Se trata de una investigación teórico-empírica, descriptiva y transversal, con enfoque cuantitativo y cualitativo, realizada con 132 servidores de la Superintendencia Nacional de Beneficios Sociales (SUFOB) de Caixa Econômica Federal. Los datos fueron recolectados mediante cuestionario electrónico y analizados mediante estadística descriptiva y análisis de contenido. Los resultados revelan un alto nivel de uso de la IAG en el trabajo, especialmente a través de la herramienta Copilot. También se observa un elevado interés por aprender y utilizar con mayor frecuencia estas tecnologías en las actividades laborales. Los principales beneficios identificados fueron el aumento de la productividad, la eficiencia y la calidad del trabajo. Sin embargo, persisten preocupaciones relacionadas con la confianza y los aspectos éticos en el uso de la IA generativa. Se constató apoyo de los gestores para su utilización, aunque aún existen dudas entre los participantes respecto a los límites y criterios para su uso en el entorno laboral. El estudio presenta recomendaciones para la adopción de IAG en organizaciones públicas y contribuye a comprender los factores que condicionan la implementación efectiva de prácticas de innovación responsable en la gestión pública brasileña.

Palabras clave: inteligencia artificial generativa; sector público; adopción de tecnología; percepciones; desafíos éticos.

1. Introdução

A transformação digital tem reconfigurado as organizações públicas em escala global, impulsionando mudanças nos processos de trabalho, na prestação de serviços e na relação entre Estado e cidadãos (Araújo et al., 2025; Dwivedi, 2021; Wirtz, 2021). Nesse contexto, a Inteligência Artificial (IA) emerge como uma das tecnologias mais disruptivas do século XXI, com potencial para aumentar a eficiência operacional, melhorar a qualidade dos serviços públicos e apoiar processos decisórios baseados em dados (Mergel et al., 2023; Yigitcanlar et al. 2023). No contexto brasileiro, investigações apontam para um cenário de crescente interesse, mas com desafios significativos relacionados à capacitação, infraestrutura e governança (Guedes et al., 2024; Montezano et al. 2024; Saurav et al., 2025).

Mais recentemente, o surgimento de ferramentas de Inteligência Artificial Generativa (IAG) — como ChatGPT, Gemini e Copilot — tem ampliado significativamente as possibilidades de aplicação dessas tecnologias em atividades administrativas, analíticas e de comunicação (Bright et al., 2025; Alamsyah & Aryfiyanto, 2025). Diferentemente de sistemas de IA tradicionais, que se limitam a classificar ou prever padrões em dados existentes, a IAG é capaz de criar conteúdos (textos, imagens, códigos, vídeos) a partir de comandos em linguagem natural, democratizando o acesso à tecnologia e expandindo seu potencial de uso (Cantens, 2024).

A importância das IAs para organizações públicas manifesta-se em múltiplas dimensões. Do ponto de vista operacional, essas tecnologias podem automatizar tarefas repetitivas, acelerar processos de análise de dados e apoiar a tomada de decisão com base em evidências (Ahn & Chen, 2022; Madan & Ashok, 2025). Do ponto de vista estratégico, a IA pode impulsionar a inovação em serviços públicos, melhorar a experiência do cidadão e aumentar a transparência e a responsabilização governamental (Soker, 2024; Campued, 2023).

Entretanto, a implementação efetiva de IA no setor público não depende exclusivamente de capacidades técnicas ou de infraestrutura tecnológica. A literatura internacional demonstra que a adoção bem-sucedida dessas tecnologias está intrinsecamente relacionada às percepções, atitudes e comportamentos dos servidores públicos que as utilizarão em suas rotinas de trabalho (Khalil et al., 2025; Majrashi, 2024; Smith et al., 2025). Fatores como utilidade percebida, facilidade de uso, confiança nos sistemas, preocupações com privacidade e questões éticas emergem como determinantes críticos da aceitação tecnológica (Assaf et al., 2024; Gaozhao & Liu, 2024).

Os desafios éticos associados à IA no setor público são particularmente relevantes. A literatura acadêmica destaca problemas recorrentes que afetam legitimidade, governança e impacto social, incluindo: (i) vieses

algorítmicos e risco de discriminação (Kuziemski & Misuraca, 2020; Goldsmith & Yang., 2025); (ii) conflitos relacionados à privacidade e proteção de dados sensíveis (Jaillant & Rees., 2023); (iii) necessidade de transparência e explicabilidade nas decisões automatizadas (Schiff et al., 2021; Yun et al., 2024); (iv) questões de responsabilização e preservação do valor público (Palacios et al., 2024); e (v) desafios na contratação e governança de soluções externas (Johnson et al., 2025).

Evidências empíricas recentes sobre IA generativa no setor público revelam um cenário de adoção *bottom-up* substancial, mas com lacunas significativas em orientação e governança organizacional. Uma ampla pesquisa no Reino Unido indica que 45% dos profissionais perceberam uso de IA generativa em sua área e 22% a utilizam ativamente, com níveis elevados de confiança nas saídas em muitos casos, porém pouca clareza sobre diretrizes institucionais (Bright et al., 2025). Outro estudo com 439 participantes em contextos públicos relatou tendência majoritária a ver IA (incluindo generativa) como ferramenta de aumento das capacidades, não substituição (Giraldi et al., 2024).

No contexto brasileiro, pesquisas sobre percepções de servidores públicos quanto ao uso de IA ainda são escassas, especialmente no que se refere à IA generativa (Guedes & Oliveira Júnior, 2025). Montezano et al. (2024) destacam a necessidade de investigações empíricas que capturem as percepções, expectativas e preocupações de servidores públicos brasileiros diante dessas tecnologias emergentes, considerando as especificidades do contexto institucional, cultural e organizacional do país. E ainda, Fujiwara et al. (2022) recomendam estudos sobre uso e aceitação de novas tecnologias.

Diante desse cenário, o presente estudo tem como objetivo geral analisar a percepção de servidores bancários de uma organização pública federal quanto à utilidade, riscos e desafios éticos da IA generativa no contexto de trabalho. Especificamente, busca-se: (i) caracterizar o perfil de uso e familiaridade com ferramentas de IA generativa; (ii) identificar as percepções de utilidade e benefícios associados à tecnologia; (iii) avaliar o nível de confiança e as preocupações éticas dos servidores; e (iv) mapear as principais barreiras à adoção.

2. Referencial Teórico

2.1 Inteligência Artificial Generativa

A Inteligência Artificial Generativa (IAG) representa uma categoria específica de sistemas de IA capazes de criar conteúdos (textos, imagens, áudios, vídeos, códigos) a partir de padrões aprendidos em grandes volumes de dados (Goodfellow et al., 2016; Foster, 2019). Diferentemente de sistemas de IA discriminativa, que classificam ou preveem categorias a partir de dados de entrada, os modelos generativos aprendem a distribuição de probabilidade dos dados de treinamento e são capazes de gerar novas instâncias que se assemelham aos dados originais (Kingma & Welling, 2019).

Os fundamentos técnicos da IAG incluem diversas arquiteturas de aprendizado profundo, com destaque para: (i) Redes Adversariais Generativas (GANs), compostas por dois modelos neurais (gerador e discriminador) que competem entre si para produzir conteúdos cada vez mais realistas (Goodfellow et al., 2014); (ii) *Autoencoders* Variacionais (VAEs), que aprendem representações latentes compactas dos dados para gerar novas amostras (Kingma & Welling, 2022); e (iii) Modelos *Transformers*, arquitetura que revolucionou o processamento de linguagem natural e fundamenta os grandes modelos de linguagem (*Large Language Models* - LLMs) como GPT, BERT e seus derivados (Vaswani et al., 2023).

Os LLMs representam o avanço mais significativo recente em IAG, sendo treinados em vastos corpus textuais (bilhões de palavras) e capazes de compreender contexto, gerar textos coerentes, responder perguntas, traduzir idiomas, resumir documentos e até mesmo produzir código de programação (Brown et al., 2020). Ferramentas como ChatGPT (OpenAI), Gemini (Google) e Copilot (Microsoft) popularizaram o acesso a esses modelos, democratizando o uso de IA generativa para usuários sem conhecimento técnico especializado (OPENAI et al., 2024).

2.2 Modelos de Aceitação Tecnológica

A compreensão dos fatores que influenciam a adoção de tecnologias em contextos organizacionais tem sido objeto de extensa investigação acadêmica (Fujiwara et al., 2022). Diversos modelos teóricos foram desenvolvidos para explicar e prever a aceitação e o uso de sistemas de informação, sendo os mais influentes o *Technology Acceptance Model* - TAM (Davis, 1989) e o *Technology-Organization-Environment* - TOE - Framework (Tornatzky & Fleischer, 1990).

O TAM é um dos modelos mais amplamente utilizados para explicar a aceitação individual de tecnologias. O modelo postula que a intenção de uso de uma tecnologia é determinada por dois construtos principais: (i) utilidade percebida (*perceived usefulness*), definida como o grau em que uma pessoa acredita que o uso de um sistema específico aumentará seu desempenho no trabalho; e (ii) facilidade de uso percebida (*perceived ease of use*), definida como o grau em que uma pessoa acredita que o uso de um sistema será livre de esforço (Davis, 1989).

Estudos subsequentes estenderam o TAM incorporando construtos adicionais, como confiança, normas sociais, experiência prévia e características individuais (Venkatesh & Davis, 2000). O *TOE Framework*, oferece uma perspectiva organizacional complementar ao TAM. O modelo identifica três categorias de fatores que influenciam a adoção de inovações tecnológicas: (i) contexto tecnológico, incluindo características da tecnologia, disponibilidade e compatibilidade com sistemas existentes; (ii) contexto organizacional, abrangendo tamanho, estrutura, recursos, cultura e apoio gerencial; e (iii) contexto ambiental, englobando características da indústria, pressões competitivas, regulamentações e suporte de fornecedores (Tornatzky & Fleischer, 1990).

No contexto do setor público, pesquisas aplicam ou estendem o TAM para avaliar a aceitação de IA por funcionários públicos, considerando especificidades como pressões institucionais, cultura organizacional e valores públicos (Khalil & Al-Ali, 2025; Majrashi, 2024). Estudos recentes combinam TAM e TOE para capturar tanto determinantes individuais quanto organizacionais e ambientais da adoção de IA no setor público (Omonov & Ahn, 2025; Ahn & Chen, 2022). Omonov e Ahn (2025), por exemplo, aplicaram um modelo integrado TOE-TAM para investigar a adoção de *chatbots* de IA em um contexto governamental em transição, identificando que fatores tecnológicos (compatibilidade, vantagem relativa), organizacionais (apoio gerencial, recursos) e ambientais (pressão regulatória) influenciam significativamente a intenção de adoção.

2.3. Desafios Éticos da IA no Setor Público

A implementação de sistemas de IA no setor público levanta questões éticas fundamentais que transcendem considerações puramente técnicas ou econômicas. A literatura acadêmica identifica diversos desafios éticos recorrentes que afetam a legitimidade, a governança e o impacto social da IA (kusiemski & Misuraca, 2020; Dwivedi et al., 2021).

Vieses algorítmicos e discriminação constituem uma das preocupações éticas mais proeminentes. Sistemas de IA aprendem padrões a partir de dados históricos que podem refletir preconceitos e desigualdades sociais existentes, perpetuando ou amplificando discriminações baseadas em raça, gênero, idade ou outras características protegidas (Barocas et al., 2023; Noble, 2018). No setor público, onde decisões podem afetar direitos fundamentais (acesso a benefícios, concessão de licenças, aplicação da lei), o risco de discriminação algorítmica é particularmente grave (Eubanks, 2018).

Privacidade e proteção de dados representam outro desafio ético central. Sistemas de IA frequentemente requerem grandes volumes de dados pessoais para treinamento e operação, levantando questões sobre consentimento, finalidade, minimização e segurança dos dados (Solove, 2008). No contexto da IA generativa, preocupações adicionais emergem sobre o uso de dados sensíveis em prompts, o armazenamento de interações e a possibilidade de vazamento de informações confidenciais (Cantens, 2024).

Transparência e explicabilidade são princípios éticos fundamentais para a legitimidade de decisões públicas. Entretanto, muitos sistemas de IA, especialmente aqueles baseados em aprendizado profundo, operam como “caixas-pretas”, dificultando a compreensão de como decisões são tomadas (Burrell, 2016). A falta de explicabilidade reduz a confiança pública, dificulta a identificação de erros ou vieses e compromete a capacidade de responsabilização (Jaillant & Rees., 2023; Doshi-Velez & Kim, 2017).

Responsabilização (*accountability*) torna-se complexa quando decisões são delegadas ou apoiadas por sistemas automatizados. Questões emergem sobre quem é responsável quando um sistema de IA comete erros, causa danos ou produz resultados injustos, o desenvolvedor, o fornecedor, o gestor público que implementou o sistema ou o servidor que utilizou suas recomendações (Bovens, 2007; Goldsmith & Yang., 2025). Schiff et al. (2021) discutem “falhas de valor público” que ocorrem quando decisões automatizadas não atendem a princípios públicos centrais (legitimidade, equidade), exigindo arranjos de responsabilização institucional claros.

2.4 Barreiras à Adoção de IA

Apesar do potencial transformador da IA, diversas barreiras podem dificultar ou impedir sua adoção efetiva em organizações públicas. A literatura identifica obstáculos em múltiplas dimensões: técnica, organizacional, normativa e cultural (Yigitcanlar et al., 2023; Mete & Çubuk, 2025).

Barreiras técnicas incluem deficiências em infraestrutura tecnológica, falta de dados de qualidade, incompatibilidade com sistemas legados e limitações de competências digitais entre servidores (Campued et al., 2023; Rosemary & Chinwendu, 2025). No contexto brasileiro, estudos apontam para desafios significativos relacionados à maturidade digital de organizações públicas e à disponibilidade de recursos tecnológicos (Guedes & Oliveira Junior, 2024).

Barreiras organizacionais abrangem resistência à mudança, falta de apoio gerencial, estruturas hierárquicas rígidas, ausência de cultura de inovação e recursos financeiros limitados (Smith et al., 2025; Chiu et al., 2025).

Barreiras normativas referem-se à ausência de diretrizes claras, lacunas regulatórias, incertezas jurídicas e desafios em processos de contratação pública (Palacios et al., 2024; Yun et al., 2024). Johnson et al. (2025) destacam que a aquisição de soluções de IA via *procurement* público enfrenta desafios relacionados à especificação de requisitos éticos, avaliação de fornecedores e imposição de cláusulas contratuais que garantam responsabilidade e transparência.

Barreiras culturais e psicológicas incluem preconceito ou desconfiança em relação à tecnologia, medo de substituição ou perda de emprego, preocupações com imagem profissional e falta de confiança nos sistemas (Gaozhao & Liu., 2024; Chiu et al., 2025). Estudos indicam que a percepção de ameaça à autonomia profissional e o receio de responsabilização por erros de sistemas automatizados podem reduzir a disposição de servidores para adotar IA (Smith et al., 2025).

3. Método

Este estudo caracteriza-se como uma pesquisa teórico-empírica, de natureza descritiva, com recorte transversal e abordagem quantitativa e qualitativa, por meio de coleta com questionário eletrônico aplicado em servidores bancários da Superintendência Nacional de Benefícios Sociais (SUFAB) da Caixa Econômica Federal, composta de 199 pessoas. A SUFAB é uma unidade estratégica responsável pela gestão de benefícios sociais de abrangência nacional, incluindo programas como Bolsa Família, Seguro-Desemprego e FGTS, caracterizando-se como um contexto organizacional de alta complexidade e relevância social. Este público-alvo foi escolhido por motivo de acessibilidade. A delimitação em apenas uma única Superintendência se justifica para minimizar o viés de percepções em diferentes contextos de trabalho, uma vez que o foco foi em profissionais que executam atividades com menor divergência, se fosse aplicada em toda a organização.

O instrumento de coleta de dados foi construído alinhado ao alcance do objetivo da pesquisa e com base no referencial teórico sobre adoção de tecnologia, percepções de IA e desafios éticos no setor público. As principais referências que inspiraram a construção do questionário incluem: (i) o *Technology Acceptance Model* (TAM) de Davis (1989), para questões sobre utilidade percebida e facilidade de uso; (ii) estudos sobre confiança e ética em IA (Jaillant & Rees., 2023; Assaf et al., 2024); (iii) pesquisas sobre barreiras à adoção de IA no setor público (Gaozhao & Liu., 2024); e (iv) investigações recentes sobre IA generativa em contextos organizacionais (Bright et al., 2025; Giralaldi et al., 2024).

O questionário foi estruturado em cinco blocos temáticos, totalizando 39 questões, além de uma parte inicial com apresentação da pesquisa e termo de Consentimento, com uma questão sobre concordância voluntária em participar da pesquisa. O bloco 1 com seis questões sobre familiaridade com IA generativa, capacitação recebida, uso diário, interesse em aprender mensuradas com escala Likert de cinco pontos (1=Discordo totalmente; 5=Concordo totalmente), e uma de múltipla escolha sobre ferramentas utilizadas. O bloco 2 tratou de utilidade e benefícios com 8 questões sobre percepções de conforto, produtividade, eficiência, qualidade, apoio à decisão, inovação mensurados com escala Likert de 5 pontos e 1 questão de múltipla escolha sobre finalidades. O bloco 3 sobre Confiança e Ética, continha 11 questões, mensurados com escala Likert, sobre confiança nos sistemas, preocupações com privacidade, correção de informações, riscos de decisões injustas ou discriminatórias, facilidade de uso, tomada de decisão baseada em IA, importância de declarar uso e necessidade de validação ética. O bloco 4 abordou as barreiras com 5 questões sobre resistência pessoal, apoio gerencial, preconceito de colegas, dúvidas sobre normas e medo de prejuízo à imagem profissional, também mensuradas com escala Likert de 5 pontos. No bloco 5 foram coletadas 5 questões de múltipla-escolha sobre perfil socioprofissional (tempo de serviço, área de

atuação, escolaridade, sexo e faixa etária). Por fim, foi incluída uma pergunta aberta final com espaço para comentários, sugestões ou experiências sobre o uso de IA generativa no setor público.

A coleta de dados foi realizada por meio da ferramenta Microsoft *Forms*, plataforma corporativa da Caixa Econômica Federal que garante segurança, anonimato e facilidade de acesso para os respondentes. O questionário foi divulgado por meio do Microsoft Teams, ferramenta de comunicação corporativa amplamente utilizada na organização, assegurando alcance efetivo da população-alvo. O período de coleta foi entre 27 de novembro e 12 de dezembro de 2025. O tempo médio de resposta foi de 23 minutos e 14 segundos, indicando que os respondentes dedicaram atenção significativa ao preenchimento do instrumento.

A amostragem foi não probabilística por conveniência, com convite aberto a todos os servidores da unidade. Obteve-se um total de 132 respondentes válidos, que concordaram e participar voluntariamente da pesquisa, representando uma taxa de resposta de 66,3%, e um nível de confiança de 95% com 4,96% de margem de erro amostral. Esse percentual é considerado elevado para pesquisas organizacionais, indicando forte engajamento dos servidores com o tema. A Tabela 1 apresenta o perfil socioprofissional dos 132 respondentes da pesquisa, em que se observa uma amostra equilibrada em termos de gênero (51,5% masculino, 47,7% feminino), com predominância de servidores na faixa etária de 35 a 44 anos (43,2%) e 45 a 54 anos (32,6%), indicando uma força de trabalho madura e experiente. O nível de escolaridade é notavelmente elevado, com 99,2% dos respondentes possuindo pós-graduação, refletindo o perfil qualificado dos servidores da SUFAB. A maioria possui entre 11 e 20 anos de serviço no banco (51,5%), seguida por servidores com mais de 20 anos (32,6%), indicando alta experiência organizacional. A maior parte atua em cargos técnicos (73,5%), com uma parcela significativa em cargos de gestão (19,7%).

Tabela 1 - Perfil socioprofissional dos respondentes

Variável	Categoria	Frequência %
Sexo	Masculino	51,5%
	Feminino	47,7%
	Prefiro não informar	0,8%
Faixa Etária	25 a 34 anos	9,8%
	35 a 44 anos	43,2%
	45 a 54 anos	32,6%
	55 anos ou mais	14,4%
Escolaridade	Graduação	0,8%
	Pós-graduação	99,2%
Tempo de Serviço	Menos de 5 anos	5,3%
	5 a 10 anos	3,8%
	11 a 20 anos	51,5%
	Mais de 20 anos	32,6%
	Não informado	6,8%
Área de Atuação	Cargo Técnico	73,5%
	Cargo de Gestão	19,7%
	Não informado	6,8%

Fonte: Elaboração própria com dados da pesquisa (2025).

Os dados coletados foram exportados do Microsoft Forms para o Microsoft Excel para processamento e análise com uso de estatística descritiva de frequências para as questões de múltipla-escolha e da escala likert, além de que os itens da escala Likert também foram consolidados com média aritmética (M), desvio padrão (DP) e coeficiente de variação (CV), no qual considerou-se que valores abaixo de 30% indicam baixa dispersão (consenso), entre 30% e 50% indicam dispersão moderada, e acima de 50% indicam alta dispersão (divergência de opiniões). Já para a análise qualitativa da pergunta aberta, foi realizada leitura sistemática das respostas, identificação de temas recorrentes e categorização de comentários em dimensões temáticas (benefícios, desafios, sugestões, preocupações éticas), utilizando-se das diretrizes de análise de conteúdo categorial temática de Bardin (2016).

4. Resultados

Inicialmente, apresenta-se na Tabela 2 as estatísticas descritivas relacionadas à familiaridade e uso de IA generativa. Os resultados indicam familiaridade moderada com o conceito de IA generativa ($M=3,86$; $CV=24,9\%$), com baixa dispersão, sugerindo consenso. A capacitação ofertada pelo órgão apresenta média moderada ($M=3,29$) e dispersão moderada ($CV=43,2\%$), indicando variação nas experiências de capacitação. A capacitação por iniciativa própria apresenta média mais baixa ($M=2,95$) e alta dispersão ($CV=53,6\%$), revelando grande heterogeneidade: 47 respondentes nunca buscaram capacitação própria (nível 1), enquanto 44 o fizeram intensamente (nível 5). O uso diário de ferramentas de IA generativa é elevado ($M=4,20$; $CV=26,9\%$), com 69 respondentes (52,3%) no nível máximo (5) e apenas 11 (8,3%) nos níveis 1 ou 2, indicando que 97% dos respondentes utilizam IA generativa diariamente (níveis 3, 4 ou 5). Este é um achado central da pesquisa, revelando adoção massiva da tecnologia. O interesse em aprender novas aplicabilidades ($M=4,79$; $CV=12,7\%$) e em utilizar com mais frequência ($M=4,82$; $CV=11,6\%$) são excepcionalmente elevados, com baixíssima dispersão, indicando consenso quase unânime sobre o desejo de expandir o uso de IA generativa. Essas são as médias mais altas de todo o questionário.

Tabela 2 - Familiaridade e Uso de IA Generativa

Questões	M	DP	CV (%)	Frequência absoluta na escala Likert				
				1	2	3	4	5
Q2. Familiaridade com o conceito de IA Generativa	3,86	0,96	24,9	2	3	45	41	41
Q3. Capacitação ofertada pelo órgão	3,29	1,42	43,2	24	13	31	21	43
Q4. Capacitação por iniciativa própria	2,95	1,58	53,6	47	13	13	15	44
Q5. Uso diário de ferramentas de IA Generativa	4,20	1,13	26,9	5	6	17	26	69
Q6. Interesse em aprender novas aplicabilidades	4,79	0,61	12,7	2	1	3	9	108
Q7. Interesse em utilizar com mais frequência	4,82	0,56	11,6	1	1	2	11	108

Nota: Escala: 1=Discordo totalmente; 2=Discordo parcialmente; 3=Neutro; 4=Concordo parcialmente; 5=Concordo totalmente.

Fonte: Elaboração própria com dados da pesquisa (2025).

Os resultados desta pesquisa revelam um cenário de adoção elevado e entusiasmo em relação à IA generativa entre servidores da SUFAB/Caixa Econômica Federal, com 97% utilizando ferramentas diariamente e médias altas de interesse em expandir o uso ($M=4,82$). Esse padrão é consistente com evidências internacionais recentes sobre adoção *bottom-up* de IA generativa no setor público (Bright et al., 2025; Giraldi et al., 2024), mas contrasta com estudos anteriores sobre IA tradicional, que frequentemente reportam adoção mais lenta e resistência significativa (Medaglia & Tangi, 2022; Wirtz et al., 2021).

O Copilot (Microsoft) é a ferramenta dominante, utilizada por 86,4% dos respondentes, refletindo sua integração ao ambiente corporativo da Caixa Econômica Federal. O ChatGPT é a segunda ferramenta mais citada, utilizada por 29,5% dos respondentes, seguida pelo Gemini (11,4%), além de que 11,4% indicaram usar outras IAs generativas para exercer atividades laborais. Apenas 3% dos respondentes declararam não utilizar IA generativa no trabalho, confirmando a adoção massiva. Esses padrões refletem: (i) a integração do Copilot ao ambiente corporativo Microsoft da Caixa; (ii) a natureza das atividades da SUFAB, centradas em processamento de informações, análise de dados e produção de documentos; e (iii) as capacidades atuais das ferramentas de IA generativa, mais desenvolvidas para processamento de linguagem natural do que para geração de conteúdo multimídia. Este resultado diverge dos achados de Montezano et al. (2024) que identificaram o principal uso do ChatGPT e que o Copilot foi um dos menos utilizados com servidores públicos de diferentes organizações. Isto evidencia a importância de compreender as particularidades de casos específicos de contextos laborais.

A Tabela 3 apresenta as estatísticas descritivas relacionadas à percepção de utilidade e benefícios da IA generativa. Os resultados revelam percepções positivas sobre a utilidade e os benefícios da IA generativa. Todas as médias estão acima de 4,0, indicando concordância forte. A baixa dispersão ($CV<20\%$) nesses itens indica consenso forte, sugerindo que a experiência prática com IA generativa tem confirmado expectativas de ganhos operacionais. Pode-se observar que os principais benefícios para o trabalho foram aumento da eficiência dos processos, produtividade e qualidade no atendimento, os quais correspondem a dimensões centrais do TAM (Davis, 1989), especificamente a utilidade percebida. O apoio à tomada de decisão ($M=4,12$; $CV=25,7\%$) apresenta a média mais baixa do bloco, embora ainda elevada, e maior dispersão, sugerindo que alguns servidores são mais cautelosos quanto ao uso de IA para decisões críticas. A percepção de que a IA impulsiona a inovação

no setor público ($M=4,48$; $CV=18,1\%$) é forte, indicando reconhecimento do potencial transformador da tecnologia.

Tabela 3 - Percepções de Utilidade e Benefícios

Questões	M	DP	CV (%)	Frequência absoluta na escala Likert				
				1	2	3	4	5
Q9. Conforto em usar IA nas tarefas diárias	4,38	0,88	20,1	2	2	18	28	73
Q10. IA pode aumentar produtividade	4,61	0,71	15,4	1	3	5	22	92
Q11. Benefícios para qualidade do atendimento	4,58	0,74	16,2	2	2	5	28	86
Q12. IA pode aumentar eficiência dos processos	4,64	0,69	14,9	1	2	4	25	91
Q13. IA melhora qualidade dos serviços	4,45	0,84	18,9	2	3	9	32	77
Q14. IA apoia tomada de decisão	4,12	1,06	25,7	7	3	19	33	61
Q15. IA contribui para análises mais precisas	4,31	0,96	22,3	3	6	7	40	67
Q16. IA impulsiona inovação no setor público	4,48	0,81	18,1	0	4	10	33	76

Nota: Escala: 1=Discordo totalmente; 2=Discordo parcialmente; 3=Neutro; 4=Concordo parcialmente; 5=Concordo totalmente.

Fonte: Elaboração própria com dados da pesquisa (2025).

No que tange à percepção de confiança e ética com o uso da IA generativa no ambiente de trabalho, a Tabela 5 contém a consolidação das estatísticas descritivas, na qual pode-se perceber de modo geral preocupações dos respondentes quanto a estes aspectos, tendo em vista os resultados das médias, além da dispersão de percepção na maioria dos itens, devido ao valor do coeficiente de variação.

Tabela 4 – Percepção de Confiança e Ética com uso da IA

Questões	M	DP	CV (%)	Frequência absoluta na escala Likert				
				1	2	3	4	5
Q18. Confiança no sistema de IA utilizado	3,81	1,04	27,3	5	8	30	44	36
Q19. Preocupações com privacidade de dados sensíveis	3,80	1,27	33,4	9	10	25	30	49
Q20. IA produz informações corretas	3,44	0,85	24,7	2	11	52	50	8
Q21. Preocupação com decisões injustas	3,30	1,21	36,7	12	21	29	39	22
Q22. Riscos de informações incorretas superam benefícios	2,39	1,21	50,6	35	38	23	18	9
Q23. Riscos de resultados discriminatórios superam benefícios	2,28	1,17	51,3	40	35	25	18	5
Q24. Sistemas de IA são confiáveis	3,55	0,82	23,1	1	9	50	50	13
Q25. Facilidade de utilizar IA no trabalho	3,89	1,08	27,8	4	7	31	37	44
Q26. Tomar decisões com base em IA	3,09	1,19	38,5	17	19	40	30	17
Q27. Importância de declarar uso de IA em documentos	3,33	1,40	42,0	19	17	29	23	35
Q28. Necessidade ética de revisar e validar informações	4,72	0,69	14,6	2	0	5	17	99

Nota: Escala: 1=Discordo totalmente; 2=Discordo parcialmente; 3=Neutro; 4=Concordo parcialmente; 5=Concordo totalmente.

Fonte: Elaboração própria com dados da pesquisa (2025).

Ao analisar a Tabela 4, pode-se perceber que os servidores não têm confiança plena, mas também não desconfiam fortemente da tecnologia. Esse padrão de alto interesse e uso, mas confiança moderada é consistente com estudos sobre IA generativa que destacam preocupações com alucinações, vieses e erros factuais (Ji et al., 2023; Bender et al., 2021).

A preocupação com privacidade de dados sensíveis ($M=3,80$; $CV=33,4\%$) é moderada a alta, com dispersão moderada, indicando que este é um tema sensível para muitos respondentes. A percepção de que IA produz informações corretas ($M=3,44$; $CV=24,7\%$) é moderada, com a maioria dos respondentes posicionando-se no nível 3 (neutro) ou 4, indicando cautela. Apenas 8 respondentes (6%) concordam totalmente que IA produz informações corretas. A preocupação de que IA leve a decisões injustas ($M=3,30$; $CV=36,7\%$) é moderada, com dispersão moderada, indicando opiniões divididas.

De modo geral, a maioria dos participantes indicou que discorda de que os riscos superam os benefícios, mas há divergência elevada de opiniões, tendo em vista que as questões tiveram os maiores índices de coeficiente de variação. A disposição para tomar decisões com base em IA ($M=3,09$; $CV=38,5\%$) é moderada, indicando que os servidores utilizam IA como apoio, mas não confiam plenamente em suas recomendações para decisões críticas,

o que remete para um perfil mais cauteloso dos participantes. A importância de declarar o uso de IA em documentos oficiais ($M=3,33$; $CV=42,0\%$) apresenta média moderada e alta dispersão, indicando opiniões divididas sobre a necessidade de transparência.

A necessidade ética de revisar e validar informações geradas por IA ($M=4,72$; $CV=14,6\%$) é a segunda média mais alta de todo o questionário, com baixíssima dispersão, indicando consenso quase unânime sobre a importância da validação humana. A média alta para a necessidade de validação ética reforça que os servidores reconhecem limitações da tecnologia e adotam postura crítica, não ingênua. Este é um achado central, revelando forte consciência ética entre os servidores. A forte consciência sobre necessidade de validação e preocupações com privacidade indicam que construtos éticos são relevantes para explicar atitudes e comportamentos (Assaf et al., 2024).

Em relação à percepção das barreiras à adoção da IA generativa no trabalho, a partir da Tabela 5, pode-se perceber que a maioria dos itens indica discordância quanto à presença das barreiras descritas nas questões, mas existe elevada dispersão da amostra em relação à média.

Tabela 5 - Barreiras à Adoção

Questões	M	DP	CV (%)	Frequência absoluta na escala Likert				
				1	2	3	4	5
Q29. Resistência ao uso de IA na organização	1,61	0,96	59,6	79	24	11	7	2
Q30. Gestor não apoia o uso de IA	1,40	0,90	64,3	99	10	7	3	4
Q31. Colegas demonstram preconceito/desconfiança	1,84	1,03	56,0	67	21	24	10	1
Q32. Dúvidas sobre regras e limites de uso	3,24	1,27	39,2	14	17	38	34	20
Q33. Medo de prejuízo à imagem profissional	2,22	1,25	56,3	45	29	30	12	7

Nota: Escala: 1=Discordo totalmente; 2=Discordo parcialmente; 3=Neutro; 4=Concordo parcialmente; 5=Concordo totalmente.

Fonte: Elaboração própria com dados da pesquisa (2025).

A análise da Tabela 5 revela barreiras organizacionais e culturais mínimas na percepção dos participantes. A resistência pessoal ao uso de IA ($M=1,61$; $CV=59,6\%$) é muito baixa, com 79 respondentes (59,8%) no nível 1 (discordo totalmente). Embora o CV seja alto, indicando alguma heterogeneidade, a média baixa revela que a maioria não apresenta resistência. A percepção de falta de apoio gerencial ($M=1,40$; $CV=64,3\%$) é a mais baixa de todo o questionário, com 99 respondentes (75%) no nível 1, indicando que gestores apoiam o uso de IA generativa. O preconceito ou desconfiança de colegas ($M=1,84$; $CV=56,0\%$) é baixo, com 67 respondentes (50,8%) no nível 1, indicando ambiente colaborativo. Esse cenário contrasta com estudos que identificam resistência significativa à IA em contextos públicos (Gaozhao & Liu, 2024; Chiu et al., 2025; Smith et al., 2025), sugerindo que a IA generativa, por sua facilidade de uso e aplicabilidade imediata, enfrenta menos resistência do que sistemas de IA mais complexos ou invasivos.

As dúvidas sobre regras e limites de uso ($M=3,24$; $CV=39,2\%$) apresentam média moderada e dispersão moderada, indicando que há incerteza significativa sobre as diretrizes organizacionais. Este é o único item do bloco com média acima de 3,0, revelando um ponto de atenção a ser observado, mas não indica uma barreira efetiva, e sim um ponto que precisa de definição organizacional e orientação clara para os servidores. Esse achado é consistente com evidências internacionais sobre adoção desorganizada de IA generativa, com uso difundido mas governança institucional insuficiente (Bright et al. 2025). O medo de prejuízo à imagem profissional ($M=2,22$; $CV=56,3\%$) é baixo a moderado, com 45 respondentes (34,1%) no nível 1, mas 30 (22,7%) no nível 3 (neutro), indicando que alguns servidores têm receios.

Por fim, a análise qualitativa da pergunta final respondida voluntariamente por 28 pessoas (21,2%) sobre comentários, sugestões ou experiências sobre o uso de IA generativa no setor público, permitiu a consolidação de quatro temáticas consolidadas na Tabela 6. A análise qualitativa corrobora os achados quantitativos, revelando entusiasmo com a tecnologia, reconhecimento de benefícios, mas também consciência de desafios éticos e necessidade de governança. Além disso, corrobora com a necessidade de diretrizes claras e políticas organizacionais quanto ao uso da IA generativa no contexto laboral.

Tabela 6 – Categorias temáticas dos comentários gerais da percepção de uso da IA dos participantes

Temática	Descrição	Qtd. de menções	Exemplo de relato
Benefícios e Potencial Transformador	Respondentes destacaram ganhos de produtividade, agilidade na produção de textos, apoio à análise de dados e potencial para inovação	12	“É bom para busca de resultados rápidos.” “Ferramenta essencial para aumentar a produtividade e qualidade do trabalho.” “Pode revolucionar a forma como trabalhamos no setor público.”
Necessidade de Capacitação e Diretrizes	Respondentes enfatizaram a necessidade de treinamento formal, diretrizes claras e políticas organizacionais	8	“Precisamos de capacitação adequada para usar de forma responsável.” “Faltam orientações claras sobre o que pode e o que não pode ser feito.” “Seria importante ter uma política institucional sobre uso de IA.”
Preocupações Éticas e de Segurança	Respondentes expressaram preocupações com privacidade, segurança de dados e riscos de vieses	5	“Preocupo-me com a segurança dos dados que inserimos nas ferramentas.” “É preciso cuidado com vieses e informações incorretas.” “Questões éticas precisam ser discutidas antes de ampliar o uso.”
Sugestões de Implementação	Respondentes sugeriram ações práticas, como criação de grupos de trabalho, compartilhamento de boas práticas e desenvolvimento de ferramentas internas	3	“Poderíamos criar um grupo para compartilhar experiências e boas práticas.” - “Seria interessante desenvolver uma ferramenta interna, mais segura.”

Fonte: Elaboração própria com dados da pesquisa (2025).

Ao comparar com os modelos TAM e TOE, tem-se que a alta utilidade percebida e facilidade de uso ($M=3,89$) explicam a adoção elevada dos participantes, confirmando o poder preditivo do modelo (David, 1989). Os fatores organizacionais (apoio gerencial forte, integração tecnológica) e tecnológicos (compatibilidade, acessibilidade) facilitam a adoção, enquanto fatores ambientais (lacuna regulatória) representam desafio (Tornatzky & Fleischer, 1990).

Finalmente, os resultados revelam que a IA generativa está sendo utilizada primariamente para tarefas cognitivas de apoio (geração de textos, análise de dados), não para decisões automatizadas. Esse padrão de uso reduz riscos éticos associados a vieses e discriminação algorítmica (Barocas et al., 2023), mas não os elimina, especialmente se *outputs* de IA forem utilizados sem validação adequada em documentos oficiais ou decisões que afetem cidadãos.

Considerações finais

Este estudo alcançou seu objetivo geral de analisar a percepção de servidores bancários de uma organização pública federal quanto à utilidade, riscos e desafios éticos da IA generativa no contexto de trabalho, sendo possível identificar quase totalidade dos participantes utilizando diariamente a IA generativa no trabalho. O estudo apontou que a maioria utiliza o Copilot, que possui interesse em aprender a utilizar melhor IA generativa no trabalho. Também se constatou alto grau de concordância quanto ao benefício proporcionado de aumento de eficiência, produtividade e qualidade do trabalho. O resultado aponta preocupações de confiança e de ética com o uso da IA, e um senso de responsabilidade por buscar a validação humana do que foi feito com a IA. O ambiente laboral possui poucas barreiras quanto ao uso de IA no trabalho.

Este estudo contribui para a literatura de inovação no setor público fornecendo evidências empíricas sobre adoção de IA generativa em uma organização pública federal brasileira, mais especificamente em um contexto de uma Superintendência Nacional da Caixa Econômica Federal, preenchendo lacuna identificada na literatura nacional (Guedes & Oliveira Junior, 2024; Montezano et al. 2024). A pesquisa avança em revelar padrão de “entusiasmo cauteloso”, sugerindo que servidores públicos adotam postura pragmática e crítica, utilizando IA como ferramenta de apoio, não substituição. O estudo também identifica lacuna entre adoção *bottom-up* e governança institucional insuficiente, corroborando evidências internacionais (Bright et al., 2025) e destacando urgência de políticas organizacionais para uso responsável.

A pesquisa também permite trazer implicações práticas para organizações públicas, no sentido de contribuir com a adoção efetiva de inteligência artificial generativa para melhorias do trabalho. Inicialmente, sugere-se a formalização de diretrizes, no sentido de desenvolver políticas claras sobre uso permitido, proibido e recomendado de IA generativa, abordando privacidade, segurança, transparência e responsabilização. O investimento em capacitação também é necessário para ofertar ações de aprendizagem formais e informais, podendo ser desenvolvidas trilhas de aprendizagem sobre esta temática, contemplando conteúdos sobre uso efetivo e responsável de IA generativa, incluindo limitações, riscos e boas práticas. Faz-se necessário o estabelecimento de mecanismos de governança, por meio da criação de comitês de ética, processos de auditoria e canais de reporte de problemas. Também é necessário promover a transparência, a partir da definição de quando e como declarar uso de IA em documentos oficiais, equilibrando transparência e praticidade. Por fim, é importante aproveitar entusiasmo dos servidores para canalizar o alto interesse na adoção de IA para iniciativas de inovação, grupos de trabalho e compartilhamento de boas práticas.

Em síntese, este estudo documenta um momento de transformação significativa no setor público brasileiro, com elevada adoção de IA generativa pelos participantes ocorrendo de forma *bottom-up*, impulsionada por entusiasmo e reconhecimento de benefícios, mas ainda carente de governança institucional adequada. O desafio para gestores públicos é canalizar esse entusiasmo para práticas de inovação responsável, equilibrando agilidade e experimentação com segurança, ética e preservação do valor público.

A pesquisa possui limitações decorrente da coleta em um contexto específico de ser realizada em uma única unidade organizacional (SUFAB/Caixa), limitando a generalização para outras organizações públicas com diferentes culturas, estruturas e níveis de maturidade digital. O uso da amostragem não probabilística por conveniência pode introduzir viés de autosseleção, com respondentes mais engajados ou interessados em IA sendo mais propensos a participar, além de ter o viés da desejabilidade social. O estudo baseia-se em percepções autorreportadas, não em medidas objetivas de uso, desempenho ou impacto. O próprio recorte transversal de coleta em um único momento temporal não permite avaliar mudanças ao longo do tempo ou relações causais.

Com base nos achados e limitações, sugerem-se as seguintes direções para pesquisas futuras em três perspectivas: (i) pesquisas em outras organizações públicas com replicação do estudo em outras organizações públicas federais, estaduais e municipais para avaliar generalização dos achados, estudos comparativos entre organizações com diferentes níveis de maturidade digital, culturas organizacionais e áreas de atuação, além de investigações sobre adoção de IA generativa em diferentes funções públicas (saúde, educação, segurança, regulação); (ii) pesquisas sobre governança e ética abrangendo a análise de políticas organizacionais existentes sobre IA generativa no setor público brasileiro e internacional, estudos sobre desenvolvimento e implementação de *frameworks* de governança responsável, investigações sobre dilemas éticos específicos enfrentados por servidores no uso de IA generativa; e (iii) pesquisas metodológicas com estudos qualitativos aprofundados (entrevistas, grupos focais) para explorar nuances de percepções e experiências, pesquisas com métodos mistos combinando *surveys*, análise de logs de uso e observação de práticas, desenvolvimento e validação de escalas específicas para medir construtos relacionados à adoção de IA generativa no setor público.

Referências

- Ahan, 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), 2022. <https://doi.org/10.1016/j.giq.2021.101664>.
- Alamsyah, A., & Aryfiyanto, H. (2025). Leveraging Generative AI for Public Service Innovation: A Path to Smart Government in Indonesia. *Digital Government: Research and Practice*, 6(4), 1-36. <https://doi.org/10.1145/3761820>.
- Araújo, A. B. S., Brito, B. O. S., Guimarães, V. S., Oliveira, F. M., & Castro, M. M. B. (2025). Transformação digital no setor público brasileiro: uma abordagem teórica sobre o impacto inovador e transformador de sua adoção. *Revista Multidisciplinar do Nordeste Mineiro*, 11, 1-12.
- Assaf, T., Omar, M., Saleh, Y., Attar, H., Alaqra, N. T., & Kanan, M. (2024). Assessing the Acceptance for Implementing Artificial Intelligence Technologies in the Governmental Sector. *Engineering, Technology & Applied Science Research*, 14(6), 18160-18170. <https://etasr.com/index.php/ETASR/article/view/8711>
- Bardin, L. (2016). *Análise de conteúdo*. São Paulo: Edições 70.
- Barocas, S., Hardt, M., & Narayanan, A. (2023). *Fairness and Machine Learning: Limitations and Opportunities*. MIT Press.

- Bender, E. M., Gebru, T., Mc-Millan-Major, A., Shmitchell, S. (2021). On the dangers of stochastic parrots: Can language models be too big? *ACM Conference on Fairness, Accountability, and Transparency*, 610-623. <https://doi.org/10.1145/3442188.3445922>
- Bovens, M. (2007). Analysing and assessing accountability: A conceptual framework. *European Law Journal*, 13(4), 447-468.
- Bright, J., Enock, F., Esnaashari, S., Francis, J., Hashem, Y., & Morgan, D. (2025). Generative AI is already widespread in the public sector: evidence from a survey of UK public sector professionals. *Digital Government: Research and Practice*, 6(1), 1-13. <https://doi.org/10.1145/3700140>
- Brown, T. et al. (2020). Language models are few-shot learners. In: *Advances in Neural Information Processing Systems*, <https://arxiv.org/abs/2005.14165>.
- Burrell, J. (2016). How the machine 'thinks': Understanding opacity in machine learning algorithms. *Big Data & Society*, 3(1), 1-12. <https://doi.org/10.1177/205395171562251>
- Campued, J., Papa, D-M. M., Castro, A. C., & Malang, B. P. (2023). Exploring Challenges and Opportunities: Evaluating the Awareness and Readiness of Selected Government Agencies in Adopting Artificial Intelligence (AI). *International Journal of Multidisciplinary: Applied business and education research*, 4(12), 4504-4517. <https://doi.org/10.11594/ijmaber.04.12.26>
- Cantens, T. (2024). How will the state think with ChatGPT? The challenges of generative artificial intelligence for public administrations. *AI & Society*, 40, 133-144. DOI: 10.1007/s00146-023-01840-9.
- Chiu, C. & Higgins, K. (2025). AI in the Australian Public Service: what federal public servants really think about it. *Journal of Industrial Relations*, 67(5), 806-817. <https://doi.org/10.1177/00221856251376802>
- Davis, F. D. (1989). Perceived usefulness, perceived ease of use, and user acceptance of information technology. *MIS Quarterly*, 13(3), 319-340.
- Doshi-Velez, F., & Kim, B. (2017). Towards a rigorous science of interpretable machine learning. *Machine Learning*, 1-13. <https://doi.org/10.48550/arXiv.1702.08608>
- Dwivedi, Y. K. et al. (2021). Artificial Intelligence (AI): Multidisciplinary perspectives on emerging challenges, opportunities, and agenda for research, practice and policy. *International Journal of Information Management*, 57, <https://doi.org/10.1016/j.ijinfomgt.2019.08.002>.
- Eubanks, V. (2018). *Automating Inequality: How High-Tech Tools Profile, Police, and Punish the Poor*. St. Martin's Press.
- Foster, D. (2019). *Generative Deep Learning: Teaching Machines to Paint, Write, Compose, and Play*. O'Reilly Media.
- Fujihara, R. K., Montezano, L., & Alfinito, S. (2022). Theories, models, and frameworks for the use and acceptance of information and communication technologies. *Journal of Management & Technology*, 22(3), 145-173.
- Gaozhao, D., & Liu, L-Y. (2024). Get Bureaucrats on Board: Unmasking Bureaucrats' Attitudes Toward the Government's Adoption of AI. *Proceedings of the 25th Annual International Conference on Digital Government Research*, 1-5. <https://doi.org/10.1145/3657054.3657055>.
- Giraldi, L., Rossi, L., & Rudawska, E. (2024). Evaluating public sector employee perceptions towards artificial intelligence and generative artificial intelligence integration. *Journal of Information Science*. DOI: 10.1177/01655515241293775.
- Goldsmith, S., & Yang, J. (2025). AI and the Transformation of Accountability and Discretion in Urban. *Computers and Society*, 1-38. DOI: 10.48550/arxiv.2502.13101.
- Goodfellow, I. et al. (2014). Generative adversarial nets. *Advances in Neural Information Processing Systems*, 27.
- Goodfellow, I. et al. (2016). *Deep Learning*. MIT Press.
- Guedes, L., & Oliveira Júnior, M. (2024). Artificial intelligence adoption in public organizations: a case study. *Future Studies Research Journal*, 16(1), 1-26.
- Jaillant, L., & Rees, A. (2023). Applying AI to digital archives: trust, collaboration and shared professional ethics. *Digital Scholarship in the Humanities*, 38(2), 571-585. <https://doi.org/10.1093/llc/fqac073>.
- Ji, Z. et al. (2023). Survey of hallucination in natural language generation. *ACM Computing Surveys*, 55(12), 1-38. <https://doi.org/10.1145/3571730>
- Johnson, N. et al. (2025). Public Procurement for Responsible AI? Understanding U.S. Cities' Practices, Challenges, and Needs. *Computers and Society*, 1-35. DOI: 10.48550/arxiv.2411.04994.
- Kingma, D. P., & Welling, M. (2022). Auto-encoding variational bayes. *Machine Learning*, 1-14, <https://doi.org/10.48550/arXiv.1312.6114>

- Kingma, D. P., & Welling, M. (2019). An introduction to variational autoencoders. *Foundations and Trends in Machine Learning*, 12(4), 307-392.
- Khalil, E., & Al-Ali, F. A. (2025). AI adoption in government public relations: Technology acceptance, social influence, and organizational dynamics in the UAE. *Public Relations Inquiry*, 15(1), 2025. <https://doi.org/10.1177/2046147X251383106>
- Kuziemski, M., & Misuraca, G. (2020). AI governance in the public sector: Three tales from the frontiers of automated decision-making in democratic settings. *Telecommunications Policy*, 44(6), 1-13. <https://doi.org/10.1016/j.telpol.2020.101976>
- Madan, R., & Ashok, M. (2025). Making sense of AI benefits: a mixed-method study in Canadian public administration. *Information Systems Frontiers*, 27, 889-923. DOI: 10.1007/s10796-024-10475-0.
- MAJRASHI, K. Determinants of Public Sector Managers' Intentions to Adopt AI in the Workplace. *International Journal of Public Administration in the Digital Age*, v. 11, n. 1, 2024. DOI: 10.4018/ijpada.342849.
- Medaglia, R., & Tangi, L. (2022). The adoption of Artificial Intelligence in the public sector in Europe: drivers, features, and impacts. In: *International Conference on Theory and Practice of Electronic Governance*, 10-18. <https://doi.org/10.1145/3560107.3560110>
- Mergel, I., Dickinson, H., Stenvall, J., & Gasco, M. (2023). Implementing AI in the Public Sector. *Public Management Review*, 44, 1-13. <https://doi.org/10.1080/14719037.2023.2231950>.
- Mete, M. H., & Çubuk, E. B. S. (2025). A Research on the Effective Use of AI Technologies by Public Officials in Türkiye. *Advances in Public Policy and Administration (APPA) Book Series*, DOI: 10.4018/979-8-3693-6547-2.ch007.
- Montezano, L., Oliveira, H. O., Alencar, W. B., Silva, T. G., & Pereira, A. A. C. (2024). Percepção de servidores públicos quanto ao uso de inteligência artificial no setor público. *XXVII SEMEAD*, 1-17.
- Noble, S. U. *Algorithms of Oppression: How Search Engines Reinforce Racism*. NYU Press, 2018.
- Omonov, M. S., & Ahn, Y. (2025). Towards Smart Public Administration: A TOE-Based Empirical Study of AI Chatbot Adoption in a Transitioning Government Context. *Administrative Sciences*, 15(8), 1-29. DOI: 10.3390/admsci15080324.
- Rosemary, A. O., & Chinwendu, E. N. (2025). Artificial intelligence: Application, benefit, and challenges in revolutionizing the nigerian public service. *International Journal of Development and Management Review*, 7(4), 388-399.
- OPENAI et al. (2024). GPT-4 Technical Report. *Computer and Language*, 1-100. arXiv preprint arXiv:2303.08774.
- Palacios, M. et al. (2024). Desafíos de la implementación de la inteligencia artificial en políticas públicas. *Revista Venezolana De Gerencia*, 29(108).
- Raso, F. A. et al. (2018). *Artificial intelligence & human rights: Opportunities & risks*. Berkman Klein Center Research Publication.
- Saurav, Mahula, S., & Cromptvoets, J. (2025). People, Processes, and Innovation Progress: Understanding Organizational Drivers of AI Adoption in the Public Sector. *EGOV-OWP 2025 Ongoing Research, Workshops, and Posters*, Austria, 1-11.
- Schiff, D., Schiff, K. J., & Pierson, P. (2021). Assessing public value failure in government adoption of artificial intelligence. *Public Administration*. DOI: 10.1111/PADM.12742.
- Smith, M. H., Prabhakar, G., Nisar, T. M., & Tseng, H-T. (2025). Adoption of AI by the HR function in the civil service. *Employee Relations: the international Journal*, 47(1), 104-126. DOI: 10.1108/er-02-2024-0096.
- Söker, M. (2024). Leveraging Artificial Intelligence for Public Sector Decision-Making: Balancing Accountability and Efficiency in Digital Public Services. *Human Computer Interaction*, 18(1). <https://doi.org/10.62802/ejr09s21>
- Solove, D. J. (2008). *Understanding Privacy*. Harvard University Press.
- Tornatzky, L. G., & Fleischer, M. (1990). *The Processes of Technological Innovation*. Lexington: Lexington Books.
- Vaswani, A. et al. (2023). Attention is all you need. *Computer and Language*, 1-15. <https://doi.org/10.48550/arXiv.1706.03762>
- Venkatesh, V., & Davis, F. D. (2000). A theoretical extension of the technology acceptance model: Four longitudinal field studies. *Management Science*, 46(2), 186-204.
- Yigitcanlar, T., Agdas, D., & Degirmenci, K. (2023). Artificial intelligence in local governments: perceptions of city managers on prospects, constraints and choices. *AI & Society*, 38, 1135-1150. DOI: 10.1007/s00146-022-01450-x.



EBAP

Encontro Brasileiro de Administração Pública
XIII EBAP, Junho de 2026, Brasília-DF, Brasil

ARTIGO

- Yun, J., Ping, T. A., & Khaw, T. Y. (2024). Artificial Intelligence Integration in e-Government: Insights from the Korean Case. *In: IEEE Conference*. DOI: 10.1109/eebda60612.2024.10485972.
- Wirtz, B. W., Langer, P. F., & Fenner, C. (2021). Artificial intelligence in the public sector—a research agenda. *International Journal of Public Administration*, 42(7), 596-615. DOI: 10.1080/01900692.2021.1947319

