

Relação entre a Percepção da Facilidade de uso e da Utilidade Percebida da Inteligência Artificial e a Qualidade da Auditoria

Aluno Doutorado/Ph.D. Student Patrique Rosa Hedlund [ORCID iD](#)^{1,2}, Aluno Mestrado/MSc. Student Thaisa Caroline Graupner [ORCID iD](#)³, Doutor/Ph.D. Paulo Roberto da Cunha [ORCID iD](#)^{1,4}

¹UDESC - Universidade do Estado de Santa Catarina, Ibirama, SC, Brazil. ²FURB - Universidade Regional de Blumenau, Blumenau, SC, Brazil. ³FURB, Blumenau, SC, Brazil. ⁴FURB - Universidade Regional de Blumenau - PPGCC, Blumenau, SC, Brazil

Aluno Doutorado/Ph.D. Student Patrique Rosa Hedlund

[0000-0001-6729-8970](#)

Programa de Pós-Graduação/Course
UDESC e FURB

Aluno Mestrado/MSc. Student Thaisa Caroline Graupner

[0000-0002-5272-5914](#)

Programa de Pós-Graduação/Course
PPGCC

Doutor/Ph.D. Paulo Roberto da Cunha

[0000-0001-5805-9329](#)

Programa de Pós-Graduação/Course
Departamento de Contabilidade

Resumo/Abstract

Embora as empresas presumam que a Inteligência Artificial aumentará a qualidade da auditoria, um número crescente de pesquisas mostra que os indivíduos costumam exibir aversão a algoritmos. Este estudo se propõe a analisar a relação entre a percepção da facilidade de uso e da utilidade percebida da inteligência artificial e a qualidade da auditoria. Para responder ao objetivo do estudo, desenvolveu-se uma pesquisa survey com auditores independentes com uma amostra de 206 respondentes em uma coleta dos dados que compreendeu o período de abril a maio de 2022. Os dados foram analisados a partir de análises descritivas, análise fatorial para a confirmação dos modelos, e após, testes de médias e correlações, além de Regressão Linear Múltipla. Os resultados demonstram que a Utilidade Percebida tem influência significativa e positiva sobre a Qualidade da Auditoria. Por outro lado, os resultados indicam que se rejeita a hipótese de que há uma relação positiva entre a percepção da Facilidade de Uso Percebida da Inteligência Artificial e a Qualidade da Auditoria. Os resultados demonstram que os auditores percebem os benefícios da automação de tarefas manuais e repetitivas, podendo assim, alocar mais recursos e tempo em áreas com maior complexidade e atenção no julgamento do auditor.



Além disso, esta pesquisa auxilia auditores e firmas de auditoria a perceberem a importância que o uso de Inteligência Artificial pode ter na área. No entanto, estes resultados demonstram que ainda há muito a ser explorado sobre as implicações dessas ferramentas emergentes nos campos da auditoria.

Modalidade/Type

Artigo Científico / Scientific Paper

Área Temática/Research Area

Auditoria e Tributos (AT) / Auditing and Tax



Relação entre a Percepção da Facilidade de uso e da Utilidade Percebida da Inteligência Artificial e a Qualidade da Auditoria

RESUMO

Embora as empresas presumam que a Inteligência Artificial aumentará a qualidade da auditoria, um número crescente de pesquisas mostra que os indivíduos costumam exibir aversão a algoritmos. Este estudo se propõe a analisar a relação entre a percepção da facilidade de uso e da utilidade percebida da inteligência artificial e a qualidade da auditoria. Para responder ao objetivo do estudo, desenvolveu-se uma pesquisa survey com auditores independentes com uma amostra de 206 respondentes em uma coleta dos dados que compreendeu o período de abril a maio de 2022. Os dados foram analisados a partir de análises descritivas, análise fatorial para a confirmação dos modelos, e após, testes de médias e correlações, além de Regressão Linear Múltipla. Os resultados demonstram que a Utilidade Percebida tem influência significativa e positiva sobre a Qualidade da Auditoria. Por outro lado, os resultados indicam que se rejeita a hipótese de que há uma relação positiva entre a percepção da Facilidade de Uso Percebida da Inteligência Artificial e a Qualidade da Auditoria. Os resultados demonstram que os auditores percebem os benefícios da automação de tarefas manuais e repetitivas, podendo assim, alocar mais recursos e tempo em áreas com maior complexidade e atenção no julgamento do auditor. Além disso, esta pesquisa auxilia auditores e firmas de auditoria a perceberem a importância que o uso de Inteligência Artificial pode ter na área. No entanto, estes resultados demonstram que ainda há muito a ser explorado sobre as implicações dessas ferramentas emergentes nos campos da auditoria.

Palavras-chave: Inteligência Artificial; Facilidade Percebida; Utilidade Percebida; Qualidade da Auditoria.

1 Introdução

À medida que os mercados globais aumentam em complexidade, os riscos inter-relacionados são multiplicados, aumentando a necessidade de procedimentos de auditoria mais precisos (Beasley et al., 2005). Issa et al. (2016) apresentam a Inteligência Artificial como um conjunto de tecnologias que estão mudando e auxiliando a auditoria, com o potencial de automatizar muitas atividades humanas. Kaplan e Haenlein (2019) definem a Inteligência Artificial como um sistema capaz de interpretar corretamente dados externos, aprender a partir desses dados e utilizar essas aprendizagens para atingir objetivos e tarefas específicas por meio de adaptações flexíveis.

Mas existem alguns obstáculos em relação ao uso da Inteligência Artificial em auditoria, como a falta de habilidades para usar e gerenciá-la, questões relacionadas ao cumprimento das Normas Internacionais de Auditoria (ISAs), ausência de confiança na capacidade da Inteligência Artificial em cenários cada vez mais incertos (Raphael, 2017). Autores como Ucoglu (2020) e Abdelraheema et al. (2020) ainda alertam para os riscos na qualidade da auditoria com a utilização incorreta da Inteligência Artificial no processo de auditoria. Ademais, os obstáculos em relação ao uso de sistemas de análise de dados ecoam em relação a utilidade percebida e facilidade de uso percebida (Davis, 1989; Venkatesh & Bala, 2008). A utilidade percebida representa até que ponto uma pessoa acredita que o uso de tecnologia melhorará seu desempenho no trabalho e a facilidade de uso percebida está relacionado ao fato de uma pessoa acreditar que precisará desempenhar menos esforço para fazer uso da nova tecnologia (Venkatesh & Bala, 2008).



Pesquisas ainda apontam que indivíduos costumam exibir aversão a algoritmos (Eastwood et al., 2012; Dietvorst et al., 2015) e essa aversão persiste mesmo quando os indivíduos recebem *feedback* positivos sugerindo que as previsões algorítmicas são mais precisas do que as suas próprias previsões (Dietvorst et al., 2015). Entretanto, a auditoria pode ser considerada um dos campos da contabilidade mais adequadas à automação de processos devido à complexidade e o volume repetitivo de tarefas, os diversos tipos de documentos e dados que precisam ser coletados e analisados, além da necessidade de análises críticas mais profundas (Dai & Vasarhelyi, 2016). Os autores ainda destacam que a auditoria foi uma das áreas que menos adotou tecnologias no passado pelo seu forte conservadorismo e práticas rígidas.

Mas já é previsto que as novas tecnologias serão incorporadas nas funções de auditoria, uma vez que se tornou inviável analisar os extensos volumes de dados para se obter e analisar as informações das organizações, além de possuírem procedimentos altamente sistematizados e repetitivos e, podem, portanto, ser automatizados (Kokina & Davenport, 2017). A capacidade de observar e perceber o ambiente, extrair dados, aprender e construir padrões a partir dos dados extraídos e empregar tais dados e padrões na tomada de decisão, fazem parte do processo de auditoria (Albawwat & Al Frijat, 2021). Neste sentido, atualmente as firmas de auditoria estão fazendo investimentos significativos no desenvolvimento e adoção da Inteligência Artificial (Bai, 2017).

Estudos já examinaram as percepções dos auditores sobre a Inteligência Artificial e a sua influência na sua qualidade da auditoria (Issa et al., 2016; Kokina & Davenport, 2017; Moffitt et al., 2018; Munoko et al., 2020), além de investigar as percepções de confiança dos auditores na sua adoção (Commerford et al., 2021), automação inteligente de processos e o futuro da auditoria, implicações éticas e a influência do uso da Inteligência Artificial na auditoria (Bai, 2017; Munoko et al., 2020). No entanto, os resultados encontrados até o momento não esgotam a amplitude do assunto abordado e pesquisas no Brasil ainda podem ser consideradas incipientes e escassas. Ademais, investigar a adoção e uso da Inteligência Artificial na auditoria é de particular interesse para países emergentes que são caracterizados como deficientes no desenvolvimento de processos tecnológicos em auditoria (Lois et al., 2020).

Assim, diante da problemática exposta, tem-se a seguinte questão de pesquisa: **qual a relação entre a percepção da facilidade de uso e da utilidade percebida da inteligência artificial e a qualidade da auditoria?** Portanto, o objetivo deste estudo é analisar a relação entre a percepção da facilidade de uso e da utilidade percebida da inteligência artificial e a qualidade da auditoria.

Diante desse cenário, este estudo inicia as investigações acerca da Inteligência Artificial em auditoria no Brasil, identificando a percepção dos auditores sobre a facilidade de uso e utilidade percebida da Inteligência Artificial e sua relação com a qualidade da auditoria. O uso desta tecnologia na área de auditoria pode contribuir para reduzir custos, ampliar o contexto de testes, muitas vezes analisando 100% dos itens, disponibilizando mais tempo na análise e julgamento do auditor. Dessa forma, entender a facilidade de uso desta tecnologia, bem como a utilidade percebida pelos auditores, contribui na expectativa de investimentos em tecnologia e treinamentos que as firmas de auditoria precisam realizar.

Isto alinha-se ao entendimento de Hsu & Lin (2016) e Lin (2017) ao afirmarem a importância que vem sendo atribuída a novas tecnologias em auditoria, tornando os resultados fonte de informações e base para a tomada de decisões de auditores. Soma-se ainda o fato de o auditor poder avaliar os dados como um todo, de forma rápida e eficaz, ao invés de ter de escolher e avaliar uma amostra julgada representativa (Sun & Vasarhelyi, 2018). Commerford



et al. (2021) expõem ainda a necessidade de a auditoria repensar as suas funções frente a utilização da Inteligência Artificial diante dos benefícios que pode propiciar em relação aos processos do trabalho do auditor, dentre eles, a agilidade dos processos e uma gestão de riscos eficaz e eficiente.

2 Revisão da Literatura

2.1. Inteligência Artificial em Auditoria: Facilidade de Uso e Utilidade Percebida

Embora a literatura sobre Inteligência Artificial seja ampla, desde ensaios algorítmicos (Courbariaux et al., 2016; Issa et al., 2016) até aplicações em muitas áreas de atuação (Zhang et al., 2015; Silver et al., 2016), existem poucas pesquisas no âmbito da auditoria, cujo foco perpassa a automação de tarefas de trabalho intensivo (Issa et al., 2016). Abdolmohammadi (1999) revela que a automação de tarefas auxilia em atividades que incluem verificação, reprocessamento, base e comprovação. O impacto da Inteligência Artificial nas auditorias é especialmente relevante na área de obtenção dos dados. Isso significa que por meio da Inteligência Artificial pode-se localizar informações relevantes, extraí-las de documentos e torná-las úteis para o auditor, ao qual pode dedicar mais tempo em pontos que requerem julgamento específicos e maior análise (Kokina & Davenport, 2017).

A implantação de novas tecnologias de Inteligência Artificial, como aprendizado de máquina e aprendizado profundo, estão causando sérias mudanças na auditoria. De acordo com Kozlowski (2018), a auditoria deve se adaptar a partir da rastreabilidade e verificação de registros para análises mais complexas, como avaliação sistêmica, avaliação de risco, auditorias preditivas e detecção de fraude. A função de auditoria também deve fornecer uma avaliação e exame do projeto, criação e execução de controles inteligentes.

Mas introduzir uma nova tecnologia nos mercados não funcionará a menos que os usuários-alvo a aceitem e usem (Mlekus et al., 2020). Mas antes de aceitar e utilizar, esses usuários-alvo precisam ser convencidos de que a adoção da nova tecnologia irá facilitar a execução e melhorar a qualidade do trabalho (Stancheva-Todorova, 2018). Para obter vantagem competitiva, as organizações precisam implementar novas tecnologias em seus processos de trabalho. Entretanto, precisam garantir que seus funcionários percebam a facilidade e a utilidade de utilizar a nova tecnologia e garantir que possam ajustar suas técnicas de trabalho para estar de acordo com a tecnologia que procuram implementar (Mlekus et al., 2020).

Quanto a facilidade da utilização da Inteligência Artificial na área de auditoria, Hu et al. (2021) salientam que a tecnologia de auditoria habilitada para inteligência artificial não apenas facilita a auditoria precisa e abrangente para empresas, mas também é um grande avanço no novo ambiente de auditoria. Os autores ainda completam que as aplicações de técnicas de auditoria habilitada pela Inteligência Artificial, facilitam a auditoria e corrobora para uma maior eficiência desse processo, aumentando assim, a responsabilidade dos relatórios financeiros, garantindo a qualidade da auditoria e ajudando os gestores a tomar decisões confiáveis (Hu et al., 2021).

Além disso, Viana et al. (2021) evidenciam que a facilidade de uso da Inteligência Artificial na auditoria pode ser evidenciada na análise de modelos preditivos, criados a partir de dados e estatísticas para prever resultados, identificando melhor e mais facilmente fatores de risco. Essas evidências se estendem também ao processamento de linguagem natural, através da facilidade exibida na avaliação de técnicas automatizadas para detecção de padrões em palavras e frases presentes em documentos, facilitando a classificação de documentos (Viana et al., 2021).

A orientação do *International Auditing and Assurance Standards Board* (IAASB) sobre a aplicação das *International Standards on Auditing* (ISA) é fundamental para os auditores, de

modo que as normas de auditoria se apliquem corretamente e de forma bem-sucedida. O IAASB reconheceu explicitamente a importância de ferramentas e técnicas de automatização para executar procedimentos de identificação e avaliação de risco. A norma inclui exemplos de como essas tecnologias são usadas. Por exemplo, é encorajada a utilização de tecnologia para executar procedimentos em grandes volumes de dados para recolher informações úteis para a identificação e avaliação do risco de distorção material (IAASB, 2020).

Hradecká (2019) salienta que com a introdução gradual da indústria de automação e robótica 4.0., torna-se fundamental aplicar e utilizar métodos de controle de auditoria, tendo em vista, que essas ferramentas tecnológicas fornecem um escopo muito maior para a aplicação de métodos de controle de auditoria. Com a aplicação adequada de *checkpoints* em pontos de risco, os dados podem ser recuperados para evitar perdas ou fraudes.

Neste sentido, a utilidade percebida da Inteligência Artificial no campo da auditoria, torna-se evidente no estudo de Mosquera e Asprilla (2022) ao incluir Inteligência Artificial na utilização de diferentes técnicas de auditoria, possibilitando avaliar controles no processamento de informação. Levando em conta que as técnicas são o ponto de partida para o auditor obter informações, ajudando-o a obter as provas necessárias para opinar sobre o objeto auditado (Mosquera & Asprilla, 2022).

Assim, o foco das capacidades da Inteligência Artificial em auditoria é centrado na automação de tarefas que incluem um extenuante volume de trabalho. Estas são por norma, altamente estruturadas e repetitivas, sendo realizadas em diversas fases ao longo das auditorias (Moffitt et al., 2018). Mosquera e Asprilla (2022) complementam que com a utilização de Inteligência Artificial nos métodos de auditoria, pretende-se organizar de forma sistemática a supervisão dos resultados obtidos no sistema pelo auditor, para otimizar os tempos de verificação de dados e determinar alguns erros humanos que podem passar despercebidos, na análise sem Inteligência Artificial.

Desta forma, percebe-se que a utilização da Inteligência Artificial na auditoria torna-se vital, visto que, mais que nunca as empresas e os gestores necessitam de conclusões mais abrangentes e informativas, que lhes permitam tomar decisões mais inteligentes e lhes apresentem vantagem competitiva. Isto requer uma redefinição significativa do papel do auditor e para que isso aconteça é imperativo que se adotem recursos inteligentes e tecnologias de automação nas suas funções (Dai & Vasarhelyi, 2016).

2.2 Inteligência Artificial e Qualidade da Auditoria

A qualidade da auditoria é uma das questões mais relevantes que a profissão enfrenta e depende da competência e independência do auditor (Vanstraelen, 2000). O uso da Inteligência Artificial na auditoria das demonstrações financeiras pode influenciar a qualidade da auditoria (Albawwat, & Al Frijat, 2021). Consequentemente, a utilização dessas ferramentas de Inteligência Artificial pode ser vista como uma restrição pelos olhos de profissionais mais conservadores, tendo em vista, a influência que elas podem exercer sobre a qualidade da auditoria.

Para além das perdas por impacto direto, as demonstrações financeiras desvirtuadas afetam negativamente os quadros de colaboradores e investidores, sabotando a credibilidade das empresas, resultando em maiores custos transacionais, afetando as eficiências dos mercados financeiros e, por acréscimo, das economias (Isa, 2011). Perante a isso, os auditores, através de legislação e regulação própria, são responsáveis por providenciar uma garantia razoável acerca da veracidade das demonstrações financeiras (IAASB, 2020).

Diante disso, torna-se evidente a necessidade de aplicação da Inteligência Artificial na auditoria, pois tem sido cada vez mais difícil incorporar os crescentes volumes de dados gerados



pelas organizações, de forma a obter e ter informações ou conclusões do desempenho financeiro e não financeiro destas, com vistas a minimizar possíveis perdas e efeitos negativos das demonstrações financeiras desvirtuadas (Kokina & Davenport, 2017). A aplicação de ferramentas que integrem *Data Analytics* já há muito que foi reconhecida como fundamental para beneficiar a qualidade de atividades contábeis e de auditoria (FRC, 2020).

Sun e Vasarhelyi (2018) elucidam que o auditor ao incorporar ferramentas de inteligência artificial, como *Big Data* para tratamento das evidências de auditoria, contribui na prevenção de fraudes e conseqüentemente melhora a qualidade da auditoria realizada. Cohen e Rozario (2019) completam que a automação robótica de processos e ferramentas de Inteligência Artificial, substituem as atividades estruturadas, demoradas e repetitivas que os auditores realizam. Além disso, como os auditores têm mais tempo para realizar testes complexos envolvendo a investigação de anormalidades contábeis, a qualidade da auditoria reportada aos seus usuários também melhorará.

McCollum (2017) expressa que a Inteligência Artificial pode melhorar a qualidade do trabalho e acelerar o processo de tomada de decisão, já que o torna mais célere e menos suscetível a erros. Meira (2019) salienta que na profissão de auditor, a automação permite aumentar a rapidez e qualidade das auditorias, assim como reduzir o risco de erro. Desta forma, Reis (2021) completa que as novas tecnologias, apesar de apresentarem novos riscos para a auditoria, também se apresentam como uma oportunidade para desenvolver trabalhos com mais qualidade e eficiência.

Soares (2020) esclarece que no processo de comunicação dos resultados por meio da Inteligência Artificial, a revisão do relatório pode ser facilitada caso as ferramentas de análise de dados estejam disponíveis ao revisor, permitindo verificar a qualidade dos itens identificados e inspecionar se existe algum outro possível risco que não foi percebido nas etapas anteriores. Issa et al. (2016) evidenciam que ainda existem poucas pesquisas relacionadas à inteligência artificial em auditoria. Segundo os autores, a adoção da tecnologia mudou o escopo e os métodos de exames em auditoria, reduzindo tempo de execução e os custos. Sutton et. Al. (2016) argumentam que a aplicação da tecnologia, como a Inteligência Artificial, permite visualização de dados ou reconhecimento de padrões em auditoria, fornecendo múltiplas funcionalidades para ajudar a determinar atos ilegais ou facilitar a detecção de quaisquer anomalias.

Para Moffitt et al. (2018) a Inteligência Artificial automatiza tarefas baseadas em regras que são repetitivas e manuais, assim espera-se que a Inteligência Artificial redirecione o papel do auditor substituindo tarefas superficiais e enfatizando habilidades de pensamento de ordem superior que eventualmente levarão a uma qualidade de auditoria aprimorada. Zhang (2019) ressalta a necessidade da utilização de Inteligência Artificial nos processos de auditoria, tendo em vista que os auditores hoje têm cargas de trabalho excessivas e restrição de tempo. Sobretudo, eles também enfrentam expectativas elevadas quanto à qualidade da auditoria e alta pressão dos honorários de auditoria. Assim, as empresas de auditoria vêm considerando ativamente tecnologias emergentes como a Inteligência Artificial ao desenvolver suas futuras ferramentas de auditoria (Raschke et al., 2018).

Griffiths e Pretorius (2021) identificaram que a automação de processos pode ser utilizada nas organizações para reduzir a fraude e aumentar a eficácia da auditoria para detectar possíveis casos de fraude. Neste mesmo sentido, Borges et al. (2020) argumentam que a implementação tecnológica na área de auditoria é benéfica para as firmas de auditoria. Ainda, percebeu-se que os respondentes tendem a valorizar a importância da Inteligência Artificial e concordar que os procedimentos tradicionais estão se tornando defasados. No entanto, a



mentalidade conservadora em meio ao aumento da complexidade dos negócios pode comprometer a auditoria, tornando-a menos eficaz em suas atividades.

Ao contrário do que acontece com a informação em papel, a informação digital é mais acessível, flexível e é facilmente organizada e armazenada (Meira, 2019). Assim, a Inteligência Artificial poderá auxiliar os auditores em várias tarefas, como no processo de tomada de decisão, automatização de processos e na melhoria contínua do processo de auditoria (Issa et al., 2016). A profissão de auditoria deve considerar as tecnologias e repensar nos benefícios que a sua utilização trará, acrescentando facilidade na execução das funções de auditoria (Issa et al., 2016). Conforme o exposto, é possível perceber que a utilização de Inteligência Artificial auxiliará auditores e firmas de auditoria em seus trabalhos, agilizando processos e aumentando a confiabilidade dos relatórios. Portanto, diante dos argumentos supracitados, espera-se que quanto mais fácil a utilização da Inteligência Artificial, maior será a sua adesão, aumentando assim, a qualidade da auditoria. Neste sentido, espera-se uma relação positiva entre Facilidade de Uso Percebida da Inteligência Artificial e a Qualidade da Auditoria:

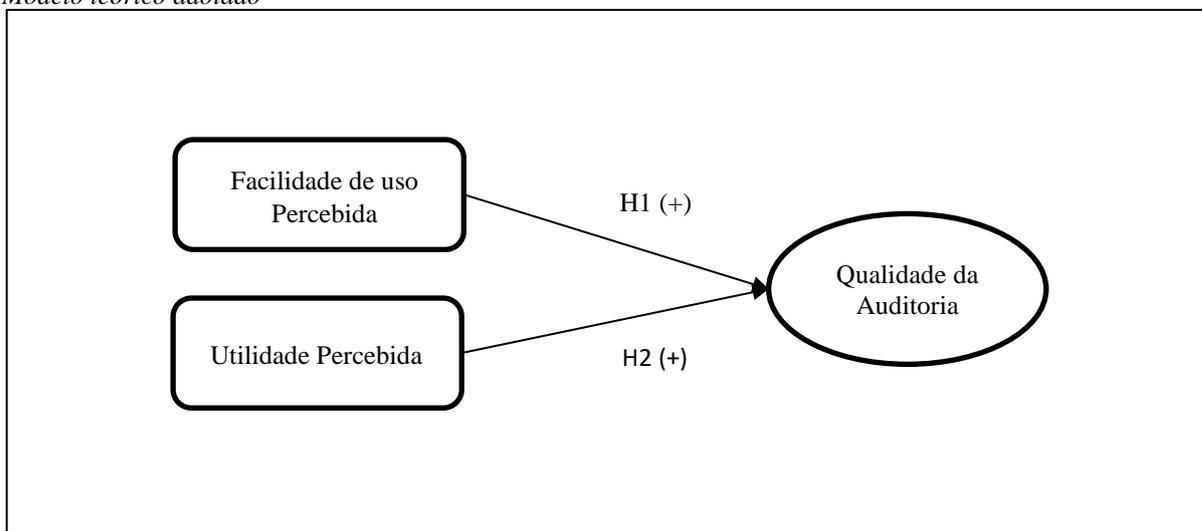
H₁: Existe relação positiva entre a percepção da Facilidade de Uso Percebida da Inteligência Artificial e a Qualidade da Auditoria.

Ainda é importante reforçar o argumento que reconhecer a relevância dos avanços tecnológicos e novas tendências é importante para a auditoria e a sua utilização fornece maiores garantias para os usuários das demonstrações financeiras (Reis, 2021). Mas para que os usuários façam uso de novas tecnologias é necessário que percebam a sua utilidade, neste sentido, pressupõe-se que quando maior a Percepção da Utilidade Percebida da Inteligência Artificial maior será a sua adesão, aumentando conseqüentemente, a qualidade da auditoria. Desse entendimento formula-se a segunda hipóteses da pesquisa:

H₂: Existe relação positiva entre a Percepção da Utilidade Percebida da Inteligência Artificial e a Qualidade da Auditoria.

Deste modo, apresenta-se na Figura 1, a seguir, o modelo teórico adotado para a realização do estudo.

Figura 1
Modelo teórico adotado



Fonte: Elaborado pelos autores.

3 Método

Para atender ao objetivo do estudo de analisar a relação entre a percepção da facilidade de uso e da utilidade percebida da inteligência artificial e a qualidade da auditoria, o estudo adotou uma abordagem descritiva, de levantamento (*survey*) e com abordagem quantitativa. A população contempla auditores independentes brasileiros listados no Cadastro Nacional de Auditores Independentes (CNAI) do Conselho Federal de Contabilidade (CFC). Inicialmente buscou-se pelos auditores registrados no CNAI com perfis ativos na rede de contatos profissionais LinkedIn®. Do total de 5.409 auditores com registro ativo no CNAI até 2021, foi utilizada uma amostra inicial de 2.183 auditores, decorrente dos perfis profissionais localizados, correspondendo a 40,36% dos profissionais cadastrados no Brasil. Para esses auditores foi enviado o questionário elaborado no *Survey Monkey*, pelo link: <https://pt.surveymonkey.com/r/X5T8S76>, no período de abril a maio de 2022, cuja amostra final é de 206 auditores.

Em relação a coleta dos dados, o estudo se baseou em constructos de estudos anteriores, dos quais foram traduzidos por tradução reversa e validados no contexto brasileiro. Conforme Martins e Theóphilo (2007, p.35), “para explorar empiricamente um conceito teórico, o pesquisador precisa traduzir a assertiva genérica do conceito em uma relação com o mundo real, baseada em variáveis e fenômenos observáveis e mensuráveis, ou seja, elaborar (construir) um constructo e operacionalizá-lo”. A Tabela 1 apresenta o constructo da pesquisa:

Tabela 1

Constructo da Pesquisa

Variável	Medida	Autores
VARIÁVEL DEPENDENTE		
Qualidade da auditoria (QUAL)	11 questões Likert de 5 pontos	Albawwat e Al Frijat (2021)
	1 – Concordo Totalmente a 5 – Discordo Totalmente	
VARIÁVEIS INDEPENDENTES		
Facilidade de uso da IA (FACIL)	6 questões Likert de 5 pontos	Davis (1989), Albawwat e Al Frijat (2021)
	1 – Concordo Totalmente a 5 – Discordo Totalmente	
Utilidade percebida da IA (UTIL)	6 questões Likert de 5 pontos	Davis (1989), Albawwat e Al Frijat (2021)
	1 – Concordo Totalmente a 5 – Discordo Totalmente	
VARIÁVEIS DE CONTROLE		
<i>Big Four</i>	<i>Dummy</i> : 1 se a empresa é <i>Big Four</i> , e 0 caso contrário 1 questão	Haga et al. (2018)
Treinamento	<i>Dummy</i> : 1 se o respondente recebeu treinamento, e 0 caso contrário. 1 questão	Bedard et al. (2003)

Fonte: Elaborado pelos autores.

A partir da amostra e do método de coleta de dados propostos, os dados foram analisados por diferentes métodos estatísticos. Primeiramente, fez-se o uso da estatística descritiva como forma de descrever os dados coletados. Juntamente com a estatística descritiva, foi realizado a análise fatorial para a confirmação dos modelos. Para Maroco (2011) a análise de componentes gerados pela análise fatorial é utilizada em pesquisas *survey* pois atribui uma pontuação a constructos ou fatores, sendo uma representação parcimoniosa da informação presente nas diferentes variáveis e é capaz de resumir a informação presente em muitas variáveis.

Após, um teste de médias foi realizado (Teste t e o Teste *Mann-Whitney*) nas amostras que utilizavam Inteligência Artificial e não utilizavam Inteligência Artificial. Segundo Hair et al. (2009) o Teste t é utilizado para amostras quando não se conhece a variância populacional e se tem por objetivo testar se uma média assume ou não determinado valor, sendo utilizado em variáveis dicotômicas. O teste não-paramétrico de *Mann-Whitney* é aplicado para testar se duas amostras independentes foram extraídas de populações com médias iguais, compara duas médias amostrais com dados não pareados (Fávero et al., 2009). Por fim, os dados foram analisados a partir da Regressão Linear por meio do software *Stata*®. Para a regressão se utilizou o seguinte modelo:

$$QUAL = \beta_0 + \beta_1 FACIL + \beta_2 UTIL + \beta_3 BIG4 + \beta_4 TREIN + \varepsilon \quad (\text{Equação 1})$$

Em que:

QUAL: Qualidade da auditoria

FACIL: Facilidade de uso da IA

UTIL: Utilidade percebida da IA

BIG4: *Big Four*

TREIN: Treinamento

4 Apresentação e Discussão dos Resultados

4.1 Análise Descritiva

A análise descritiva perpassa por uma análise acerca do perfil dos respondentes da pesquisa e das firmas de auditoria na qual os auditores estão vinculados. Esta análise está apresentada na Tabela 2.

Tabela 2

Estatística descritiva

	Perfil dos respondentes e das empresas					
	Masc		Fem		Total	
	FA	FR	FA	FR	FA	FR
Faixa Etária:						
18 a 25 anos	22	17,19%	24	30,77%	46	22,33%
26 a 35 anos	61	47,66%	48	61,54%	109	52,91%
36 a 45 anos	23	17,97%	4	5,13%	27	13,11%
Acima de 45 anos	22	17,19%	2	2,56%	24	11,65%
Formação acadêmica:						
Graduado	62	48,44%	56	71,79%	118	57,28%
Especialista	52	40,63%	18	23,08%	70	33,98%
Mestre	10	7,81%	3	3,85%	13	6,31%
Outro	4	3,13%	1	1,28%	5	2,43%
Área de formação de sua maior titulação:						
Administração	11	8,59%	5	6,41%	16	7,77%
Ciências Contábeis	113	88,28%	72	92,31%	185	89,81%
Ciências Econômicas	3	2,34%	1	1,28%	4	1,94%
Outra	1	0,78%	0	0%	1	0,49%
Possui o Cadastro Nacional de Auditores Independentes (CNAI):						
Sim	85	66,41%	39	50,00%	124	60,19%
Não	43	33,59%	39	50,00%	82	39,81%

Se tiver, qual(is) seu(s) registro(s) de CNAI:	FA	FR	FA	FR	FA	FR
Qualificação Técnica Geral (QTG)	81	50,00%	38	59,38%	119	52,65%
Comissão de Valores Mobiliários (CMV)	50	30,86%	17	26,56%	67	29,65%
Banco Central do Brasil (BCB)	23	14,2%	5	7,81%	28	12,39%
Superintendência de Seguros Privados (Susep)	4	2,47%	3	4,69%	7	3,10%
Superintendência Nacional de Previdência Complementar (Previc)	4	2,47%	1	1,56%	5	2,21%
Cargo que ocupa na firma:	FA	FR	FA	FR	FA	FR
Supervisor/Gerente	25	19,53%	14	17,95%	39	18,93%
Auditor Sócio	34	26,56%	4	5,13%	38	18,45%
Auditor Assistente	23	17,97%	20	25,64%	43	20,87%
Auditor Sênior	41	32,03%	36	46,15%	77	37,38%
Outro	5	3,91%	4	5,13%	9	4,37%
Firma de auditoria é Big Four:	FA	FR	FA	FR	FA	FR
Sim	72	56,25%	60	76,92%	132	64,08%
Não	56	43,75%	18	23,08%	74	35,92%
Estado da sede da firma de auditoria:	FA	FR	FA	FR	FA	FR
Região Centro-Oeste						
Distrito Federal	4	3,13%	0	0%	4	1,94%
Goiás	0	0%	2	2,56%	2	0,97%
Mato Grosso do Sul	2	1,56%	0	0%	2	0,97%
Região Nordeste						
Ceará	3	2,34%	5	6,41%	8	3,88%
Paraíba	1	0,78%	0	0%	1	0,49%
Pernambuco	4	3,13%	0	0%	4	1,94%
Região Sudeste						
Minas Gerais	6	4,69%	4	5,13%	10	4,85%
Rio de Janeiro	11	8,59%	14	17,95%	25	12,14%
São Paulo	56	43,75%	40	51,28%	96	46,60%
Região Sul						
Paraná	13	10,16%	3	3,85%	16	7,77%
Rio Grande do Sul	7	5,47%	5	6,41%	12	5,83%
Santa Catarina	21	16,41%	5	6,41%	26	12,62%
Teve algum treinamento referente a utilização de Inteligência Artificial:	FA	FR	FA	FR	FA	FR
Sim	75	58,89%	42	53,85%	117	56,80%
Não	53	41,41%	36	46,15%	89	43,20%
Utiliza Inteligência Artificial na realização do seu trabalho de auditoria:	FA	FR	FA	FR	FA	FR
Sim	61	47,66%	49	62,82%	110	53,40%
Não	67	52,34%	29	37,18%	96	46,60%
Quanto do trabalho de auditoria exercido decorre de uso de Inteligência Artificial:	FA	FR	FA	FR	FA	FR
até 25%	44	72,13%	36	73,47%	80	72,73%
até 50%	13	21,31%	10	20,41%	23	20,91%
até 75%	3	4,92%	3	6,12%	6	5,45%
mais de 75%	1	1,64%	0	0,00%	1	0,91%

Fonte: Dados da pesquisa.

Observa-se na Tabela 2 que 62,14% dos respondentes são do sexo masculino e 37,86% do sexo feminino, demonstrando que a auditoria ainda se concebe com uma predominância de homens. A faixa etária dos respondentes concentra-se entre 26 e 35 anos, representando 52,42% da amostra, destas 47,66% correspondem ao sexo masculino. Em relação ao nível de escolaridade dos respondentes, 57,28% possuem graduação, 33,98% possuem especialização e 6,31% possuem mestrado, e ciências contábeis correspondendo a área com maior titulação, representando 89,81% da amostra. O cargo ou função com maior quantidade de respondentes da pesquisa foi o de Auditor Sênior, totalizando 77 respondentes, representando 37,38% da amostra analisada, destes 41 respondentes correspondem ao sexo masculino e 36 do sexo feminino, seguido de Auditor Assistente com 20,87% e Supervisor/Gerente com 18,93%, enfatizando que apesar dos avanços nas políticas de inclusão e retenção de mulheres na auditoria, ainda há diferenças na carreira de auditoria entre homens e mulheres (Edgley et al., 2016). O perfil dos respondentes sugere que eles atendem ao sujeito alvo da pesquisa e reúnem as condições necessárias para responder as questões do instrumento de pesquisa.

Outro ponto importante a ser destacado é que 64,08% dos respondentes afirmaram trabalhar em firmas de auditoria *Big Four*, e São Paulo foi o estado com maior concentração de respondentes, totalizando 46,60%, seguido de Santa Catarina com 12,62% e Rio de Janeiro com 12,14%. Ainda se destaca que a região com maior concentração de respondentes é a região sudeste, representando 63,59% da amostra. 53,40% dos respondentes utilizam a Inteligência Artificial em seus trabalhos de auditoria, representando 110 respondentes, e o trabalho de auditoria com uso da Inteligência Artificial, em sua maioria (72,72%), representa até 25% do trabalho realizado. Esse resultado vão ao encontro de Borges et al. (2020), que apesar de a maioria declarar que possui conhecimentos, ainda que básicos sobre técnicas de inteligência artificial, ela é considerada uma aliada nos trabalhos de auditoria. Por fim, ainda se destaca que 56,80% dos respondentes já tiveram algum treinamento ou capacitação referente a utilização de Inteligência Artificial e a média destes treinamentos totalizou 31 horas. Isto sinaliza que as firmas de auditoria reconhecem a existência de processos que podem automatizar os trabalhos de auditoria.

4.2 Relação entre a Percepção da Facilidade de Uso e da Utilidade Percebida da Inteligência Artificial na Qualidade da Auditoria

Inicialmente, algumas etapas prévias foram realizadas antes de verificar a relação entre a percepção da facilidade de uso e da utilidade percebida da inteligência artificial e a qualidade da auditoria. Na Tabela 3 é apresentado os testes de adequação da amostra e consistência interna por meio do Alfa de Cronbach. Os testes de adequação da amostra para a análise fatorial são os testes de Kaiser-MeyerOlkin (KMO) e o teste de Bartlett. Assim, no teste KMO os valores até 0,5 são considerados incoerentes para a análise, de 0,5 a 0,6 são considerados medianos, entre 0,6 e 0,8 considera-se razoáveis e, acima de 0,8 os dados detêm boa qualidade (Fávero et al., 2009). Por sua vez, o teste de Bartlett verifica a existência de uma matriz identidade, onde os dados apresentam-se correlação com as outras variáveis em $r-1$. Com isso, o teste de Bartlett parte do princípio da hipótese nula de correlação, logo, o p valor deve ser menor que a significância delimitada. Já o Alfa de Cronbach, analisa a confiabilidade do constructo aplicado, e quanto mais próximo de 1 mais confiabilidade interna possui o instrumento (Hair et al., 2009).

Tabela 3

Análise de adequação do modelo

Panel A – Qualidade

Medida Kaiser-Meyer-Olkin de adequação de amostragem	,937
Teste de esfericidade de Bartlett	,000

Alfa de Cronbach	,934
Painel B – Facilidade de uso percebida	
Medida Kaiser-Meyer-Olkin de adequação de amostragem	,877
Teste de esfericidade de Bartlett	,000
Alfa de Cronbach	,890
Painel C – Utilidade percebida	
Medida Kaiser-Meyer-Olkin de adequação de amostragem	,914
Teste de esfericidade de Bartlett	,000
Alfa de Cronbach	,952

Fonte: Dados da pesquisa.

O resultado do teste de KMO para o construto de Qualidade da Auditoria, Facilidade de Uso Percebida e Utilidade Percebida foi de 0,937, 0,877 e 0,914 respectivamente, portanto, a adequação do modelo para a análise fatorial é adequada e de boa qualidade (Fávero et al., 2009). Quanto ao teste de esfericidade de Bartlett, o p valor foi menor que 1%, o que confirma a hipótese nula de correlação entre as variáveis em r-1, considerando-se os dados adequados para a análise fatorial. O valor de 0,934, 0,890, 0,952 do Alfa de Cronbach para a Qualidade da Auditoria, Facilidade de Uso Percebida e Utilidade Percebida, respectivamente, demonstrou alta confiabilidade interna (Hair et al., 2009), demonstrando que os dados coletados são adequados para a análise fatorial proposta.

Assim, foram determinados 3 fatores para explicar a percepção dos auditores sobre a qualidade da auditoria, facilidade de uso percebida do IA e a utilidade percebida do IA. O método de extração utilizado foi o método de análise de componente principal e quanto ao método de rotação, foi realizado pelo método Varimax com normalização de Kaiser. A rotação dos fatores visa aprimorar a interpretação, pois no método eleva-se os valores mais altos e reduz os valores mais baixos, e ainda foi considerado significativo os valores acima de 0,4 (Fávero et al., 2009). A Tabela 4 apresenta a matriz de componentes.

Tabela 4

Matriz de componentes da análise fatorial

Questões	Componente 1	Componente 2	Componente 3
Questão 19	,844		
Questão 18	,827		
Questão 16	,826		
Questão 17	,818		
Questão 20	,790		
Questão 23	,785		
Questão 22	,777		
Questão 21	,776		
Questão 15	,749		
Questão 14	,711		
Questão 13	,667		
Questão 2		,871	
Questão 3		,851	
Questão 6		,801	
Questão 1		,789	
Questão 5		,773	
Questão 4		,727	
Questão 9			,938
Questão 8			,919
Questão 12			,905
Questão 10			,904
Questão 7			,874
Questão 11			,856

Fonte: Dados da pesquisa.

O componente 1 refere-se à Qualidade da Auditoria, o componente 2 à Facilidade de Uso Percebida e o componente 3 refere-se à Utilidade Percebida. Destaca-se que a Qualidade da Auditoria apresentou variância total de 60,94%, a Facilidade de Uso Percebida uma variância total de 64,55% e a Utilidade Percebida uma variância total de 81,00%, demonstrando que os instrumentos utilizados para capturar as variáveis são significativos e podem ser utilizados para os testes propostos pelo estudo.

Em seguida, a Tabela 5 apresenta o Teste de Igualdade das Médias (Teste T de *Student*) para a amostra que utiliza e não utiliza a Inteligência Artificial na auditoria.

Tabela 5

Comparação entre auditores que utilizam e não utilizam Inteligência Artificial (IA) – Teste T de Student

	Utilizam IA			Não Utilizam IA			p-value
	N	Média	Desvio Padrão	N	Média	Desvio Padrão	Sig.
Qualidade	110	0.075	0.981	96	-0.163	0.796	0.279
Facilidade	110	-0.037	0.990	96	0.054	0.984	0.504
Utilidade	110	0.004	1.034	96	-0.001	0.950	0.964
BIG4	110	0.945	0.228	96	0.729	0.446	0.000***
Treinamento	110	0.818	0.387	96	0.281	0.451	0.000***

Legenda: Níveis de significância: * = $p < 0,10$; ** = $p < 0,05$; *** = $p < 0,01$.

Fonte: Dados da pesquisa.

Os resultados da Tabela 5 sugerem que as existe diferença entre as amostras quando observado a variável firma de auditoria *Big Four* e a variável de treinamento em Inteligência Artificial. Registre-se que o teste não apontou diferença significativa entre as médias para a amostra vinculada às variáveis de Qualidade da Auditoria, Facilidade Percebida e Utilidade Percebida. Portanto, percebe-se que os resultados das duas amostras são convergentes ao sugerir que auditores que utilizam ou não utilizam a Inteligência Artificial percebem de forma igual a Facilidade de Uso e a Utilidade da Inteligência Artificial e a Qualidade da Auditoria. Foi também realizado o teste não-paramétrico de Mann-Whitney, cujos resultados estão dispostos na Tabela 6.

Tabela 6

Comparação entre auditores que utilizam e não utilizam IA - Teste de Mann-Whitney

	Utilizam IA		Não Utilizam IA		Mann-Whitney	
	N		N		z	p-value
Contribuição	96		110		-1.130	0.258
Facilidade	96		110		0.141	0.888
Utilidade	96		110		-0.280	0.779
BIG4	96		110		-4.265	0.000***
Treinamento	96		110		-7.742	0.000***

Legenda: Níveis de significância: *** = $p < 0,01$.

Fonte: Dados da pesquisa.

A Tabela 6 indica que existe diferença entre as amostras quando observado a variável firma de auditoria *Big Four* e a variável de treinamento. Para as demais variáveis o teste de Mann-Whitney não indica diferenças entre os dois grupos, que se mostram convergentes com os resultados do teste T de *Student*. Esses resultados, em uma análise preliminar, podem indicar que essas variáveis podem determinar a adoção e aceitação do uso de IA por auditores ou não. Estudos já buscaram investigar e explorar a aceitação e o uso de tecnologias de auditoria, examinando fatores que afetam a decisão de implementação de tecnologia em um contexto de

auditoria (Curtis & Payne, 2007). Dentre eles, Bedard et al. (2003), que investigaram o efeito do treinamento na aceitação de utilizar de sistemas de trabalho automatizado por auditores, descobrindo que o treinamento está associado a mudanças nas percepções dos auditores sobre a utilização, autoeficácia das tecnologias e facilidade de uso do sistema.

No mesmo sentido, Kim et al. (2009) se concentraram em investigar o impacto das tecnologias entre os profissionais de auditoria interna e o que poderia influenciar sua aceitação, cujos resultados indicaram que a utilidade percebida teve mais influência na aceitação do recurso quando os recursos básicos dos sistemas eram utilizados, enquanto a facilidade de uso percebida teve mais impacto na aceitação dos sistemas quando os recursos avançados eram utilizados.

As Tabela 7 apresenta-se a matriz de correção de *Pearson* no triângulo inferior e a matriz de correlação de *Spearman* no triângulo superior, para as amostras vinculadas a quem utiliza IA em seus trabalhos de auditoria e quem não utiliza IA em trabalhos de auditoria.

Tabela 7
Correlação de Pearson e Spearman

Variável	Qualidade	Facilidade	Utilidade	BIG4	Treinamento
Painel A – Amostra que utiliza Inteligência Artificial					
Qualidade	1	0,410*	0,693*	0,024	-0,026
Facilidade	0,471*	1	0,475*	-0,182	0,049
Utilidade	0,774*	0,519*	1	-0,064	-0,119
BIG4	-0,010	-0,174	-0,089	1	0,301*
Treinamento	-0,053	0,076	-0,169	0,301*	1
Painel B – Amostra que não utiliza Inteligência Artificial					
Qualidade	1	0,374*	0,777*	0,082	-0,013
Facilidade	0,373*	1	0,488*	0,193	0,114
Utilidade	0,773*	0,491*	1	0,067	0,114
BIG4	0,046	0,216*	0,011	1	0,016
Treinamento	-0,035	0,127	0,086	0,016	1

Legenda: Níveis de significância: * $p < 0,05$.

Fonte: Dados da pesquisa.

A matriz de correlação de *Pearson* apresentada na Tabela 7, Painel A, evidencia uma associação positiva e significativa, entre a Facilidade de Uso Percebida e a Qualidade da Auditoria, Utilidade Percebida e a Qualidade da Auditoria, Utilidade Percebida e Facilidade de Uso Percebida e, por fim, Treinamento e firmas de auditoria Big Four. Em uma análise preliminar, isso sugere que essas variáveis apontam para uma correlação fraca e positiva entre qualidade da auditoria e facilidade de uso percebida e utilidade percebida da IA. Em relação a correlação de *Spearman* Painel A, verifica-se que os resultados são consistentes com os observados na matriz de correlação de *Pearson*.

Quando observado o Painel B, matriz de correlação de *Pearson* apresentada uma associação positiva e significativa, entre Facilidade de Uso Percebida e a Qualidade da Auditoria, Utilidade Percebida e a Qualidade da Auditoria, Utilidade Percebida e Facilidade de Uso Percebida e, por fim, firmas de auditoria Big Four e Facilidade de Uso Percebida. Em relação a correlação de *Spearman* Painel B, verifica-se que os resultados, em sua maioria, são consistentes com os observados na matriz de correlação de *Pearson*, diferindo apenas o resultado de firmas de auditoria Big Four e Facilidade de Uso Percebida. Deste modo, pode-se observar que as variáveis apresentam correlação e na amostra de auditores que não utilizam Inteligência Artificial, firmas de auditoria Big Four podem influenciar a Facilidade de Uso Percebida dos auditores. Destaca-se, contudo, que as matrizes de correlação apresentam apenas

resultados preliminares, os quais não podem ser tomados como definitivos para se estabelecer a associação entre as variáveis.

A Tabela 8 apresenta os resultados da regressão para a amostra vinculada a quem utiliza A Inteligência Artificial em auditoria. Ressalte-se que foram realizados testes para se verificar a autocorrelação dos resíduos e de multicolinearidade entre as variáveis, os quais não apontaram problemas, conforme valores do teste Durbin-Watson e dos VIF. Para a estimação dos coeficientes, foi utilizada a regressão robusta, haja vista que o Teste de White indicou a heterocedasticidade dos dados.

Tabela 8

Resultado da regressão entre auditores que utilizam e não utilizam Inteligência Artificial (IA)

Variáveis	Variável dependente: Qualidade da Auditoria		
	Coefficiente	Estatística <i>t</i> .	VIF
Painel A – Amostra que utiliza IA			
Constante	0.161	-0.251	
Facilidade Percebida	0.197	0.087	1.50
Utilidade Percebida	0.000***	0.694	1.47
BIG4	0.224	0.245	1.16
Treinamento	0.418	0.121	1.20
Significância do modelo		0,000***	
R ²		61.92	
R ² Ajustado		60.46	
DW		1.895	
N		110	
Painel B – Amostra que não utiliza IA			
Constante	0.375	-0.076	
Facilidade Percebida	0.904	-0.009	1.41
Utilidade Percebida	0.000***	0.817	1.34
BIG4	0.399	0.090	1.06
Treinamento	0.159	-0.226	1.02
Significância do modelo		0,000***	
R ²		61.10	
R ² Ajustado		59.39	
DW		2.049	
N		96	

Legenda: Níveis de significância: * p<0,1, ** p<0,05, *** p<0,01.

Fonte: Dados da pesquisa.

Os resultados do Painel A apontam que o modelo possui adequada significância global (p-valor = 0,000) e um bom poder explicativo, haja vista o R² ajustado de 60,46%. A estatística de Durbin-Watson foi de 1,89 indicando que os resíduos não estão autocorrelacionados. Os resultados do Painel B apontam que o modelo com base nas amostras vinculadas a quem não utiliza Inteligência Artificial possui adequada significância global (p-valor = 0,000) e um bom poder explicativo, haja vista o R² ajustado de 59,39%. A estatística de Durbin-Watson foi um pouco superior a 2, indicando que os resíduos não estão autocorrelacionados.

Observa-se que os resultados do Painel A e Painel B foram similares, indicando que apenas a Utilidade Percebida tem influência significativa e positiva sobre a Qualidade da Auditoria. Com este resultado, rejeita-se a H1 de que há uma relação positiva entre a percepção da Facilidade de Uso Percebida da Inteligência Artificial e a Qualidade da Auditoria. Por outro lado, não se rejeita a H2 de que há relação positiva entre a percepção da Utilidade Percebida da Inteligência Artificial e a Qualidade da Auditoria.



Assim, mesmo não podendo confirmar todas as hipóteses do estudo, os resultados encontrados até o momento evidenciam que automatizar as atividades da auditoria pode auxiliar os auditores, pois poderão alocar mais recursos e tempo a áreas com maior complexidade e ainda investigar itens que apresentam potenciais anomalias, podendo desempenhar suas funções com um maior sentido crítico e julgamento profissional, eventualmente elevando a qualidade da auditoria (Moffitt et al., 2018).

Estes resultados corroboram com o estudo de Borges et al., (2020) o qual identificou que, mesmo sem utilizarem a inteligência artificial, os respondentes tendem a valorizar sua importância e a concordar que os procedimentos tradicionais de auditoria necessitam de atualização e suporte para a tomada de decisões, visto que a cada dia aumenta a necessidade de os trabalhos serem executados com maior rapidez e excelência. Os resultados alinham-se também a Hu et al. (2021) que evidenciaram que a utilização pode aumentar a atenção dos auditores para informações importantes e utilizá-las como um subterfúgio para a divulgação de informações.

Destaca-se ainda que esses achados coadunam com Griffiths e Pretorius (2021) ao enfatizarem que a utilização de novas tecnologias exige dos auditores novas habilidades para serem eficazes em um local de trabalho inteligente. Zhang (2019) salienta ainda que o objetivo da Inteligência Artificial não é substituir o auditor, mas sim, auxiliar em tarefas repetitivas, replicáveis e rotineiras para que os auditores possam se concentrar em tarefas que exigem seu ceticismo e julgamento profissional.

Resultado contrário foi encontrado por Kim et al. (2009), em que auditores internos indicaram que a utilidade percebida e a facilidade de uso percebida influenciavam a aceitação e utilização da Inteligência Artificial. Resultado similar ao de Lois et al. (2020), o qual confirma que um dos principais fatores que podem influenciar os usuários a tomar decisões são a utilidade percebida e a facilidade de uso percebida. Apesar do estudo não apresentar resultado significativo para a influência da Facilidade Percebida da Inteligência Artificial na Qualidade da Auditoria, estudos evidenciam que um sistema que apresenta compreensibilidade, previsibilidade e outras características aumentam a confiança do usuário, podendo aumentar assim, a qualidade da auditoria (Bisantz & Seong, 2001). Portanto, esses resultados evidenciam que ainda é necessário maior investigação para identificar quais características da Inteligência Artificial são importantes para melhorar a qualidade da auditoria na perspectiva dos auditores.

5 Conclusão e Recomendações de Estudos Futuros

Estudos indicam que as firmas de auditoria pressupõem que a Inteligência Artificial aumentará a qualidade da auditoria, mas um número crescente de pesquisas mostra que os indivíduos costumam exibir aversão a algoritmos (Eastwood et al., 2012; Dietvorst et al., 2015). Entretanto, a complexidade e a repetibilidade das tarefas de auditoria, as múltiplas estruturas de documentos e dados de origem e a exigência de julgamentos profissionais fizeram com que a auditoria procurasse meios para adoção de tecnologias emergentes (Issa et al., 2016).

Ademais, frente a necessidade de mais pesquisas que envolvam a percepção dos auditores em relação a inteligência artificial, este estudo analisou a relação entre a percepção da facilidade de uso e da utilidade percebida da inteligência artificial e a qualidade da auditoria. Como resultado, o estudo identificou que há uma relação positiva entre a percepção da Utilidade Percebida da Inteligência Artificial e a Qualidade da Auditoria. De outro modo, o estudo não encontrou relação entre a percepção da Facilidade de Uso Percebida da Inteligência Artificial e a Qualidade da Auditoria.

Numa perspectiva teórica, os resultados contribuem para a escassa literatura existente sobre facilidade de uso e utilidade percebida da Inteligência Artificial e a qualidade da auditoria,



fornecendo *insights* quanto a relação existente entre auditoria e uso da tecnologia. Demonstra ainda que os auditores percebem que automatizar tarefas manuais e repetitivas pode trazer benefícios, podendo assim, alocar mais recursos e tempo em áreas com maior complexidade e atenção no julgamento do auditor.

Além disso, os resultados do presente estudo contribuem com as pesquisas sobre auditoria, sobretudo realçando a Utilidade Percebida da Inteligência Artificial, temática pouco considerada na literatura prévia, em especial na literatura de países emergentes, como é o caso do Brasil. Esta investigação contribui ainda, para a extensa pesquisa sobre a aplicação da Inteligência Artificial como ferramenta de trabalho, fornecendo evidências adicionais sobre os determinantes da qualidade de auditoria no cenário global.

Do ponto de vista prático, esta pesquisa avalia a percepção dos auditores em relação a variáveis que podem afetar a percepção do Inteligência Artificial na qualidade da auditoria, dentre elas a utilidade percebida e facilidade de uso percebido. Ao iniciar as discussões acerca da temática e levantar resultados iniciais, pode-se auxiliar auditores e firmas de auditoria a perceberem a importância que o uso de Inteligência Artificial pode ter na área, e mostra as implicações para auditores sobre como os avanços na tecnologia podem melhorar a eficiência e eficácia de trabalhos futuras. Neste contexto, estes resultados mostram-se relevantes para repensar e aprimorar atividades visando aumentar o nível e a qualidade do processo de auditoria.

Apesar das contribuições, este estudo apresenta limitações que podem ser sanadas em estudos futuros. Uma delas consiste no fato de os resultados serem restritos a amostra investigada, sem condições para generalizações. Pesquisas futuras podem investigar as variáveis utilizadas nesta pesquisa e comparar os resultados, além de acrescentar novas variáveis que possam interferir na adoção ou não da Inteligência Artificial em auditoria. Outra limitação se refere à metodologia utilizada no estudo. Pesquisas futuras podem utilizar abordagens qualitativas para aumentar o entendimento de alguns resultados que muitas vezes não podem ser totalmente capturados, retratados ou compreendidos com o instrumento de pesquisa utilizado.

À medida que o paradigma de auditoria evolui para a integração de ferramentas de Inteligência Artificial para melhorar a qualidade da auditoria, surgem alguns desafios, como: Quais ferramentas de Inteligência Artificial são mais promissoras? Como realizar a implementação? Como essas ferramentas devem ser avaliadas? Questionamentos estes que, conforme Moffitt et al. (2018), podem corroborar e levar benefícios às firmas de auditoria ao incluir maior confiabilidade, qualidade de serviço e segurança com a Inteligência Artificial.

Por fim, destaca-se que a presente pesquisa explorou a percepção dos auditores sobre o tema, pesquisas futuras podem identificar a aversão ao uso de Inteligência Artificial por auditores, firmas de auditoria e empresas que são auditadas. Ademais, pesquisas ainda podem examinar como a confiança do auditor é afetada por várias características e capacidades dos sistemas de Inteligência Artificial, visto que pesquisadores como Commerford et al. (2021) afirmam que à medida que esses sistemas se tornam mais capazes e apresentam um desempenho melhor do que um ser humano, os auditores podem tornar-se mais dispostos a confiar neles e utilizá-los. Por fim, o estudo sugere que pesquisas futuras investiguem as implicações éticas do uso do Inteligência Artificial na auditoria e o efeito de fatores organizacionais sobre a utilidade percebida, facilidade de uso percebida e qualidade da auditoria.

REFERÊNCIAS

- Abdelraheem, A., Hussaien, A., Mohammed, M., & Elbokhari, Y. (2020). The effect of information technology on the quality of accounting information. *Accounting*, 7(1), 191-196.
- Abdolmohammadi, M. J. (1999). A comprehensive taxonomy of audit task structure, professional rank and decision aids for behavioral research. *Behavioral Research in Accounting*, 11, 51-92.
- Albawwat, I., & Al Frijat, Y. (2021). An analysis of auditors' perceptions towards artificial intelligence and its contribution to audit quality. *Accounting*, 7(4), 755-762.
- Bai, G. H. (2017). Research on the Application and Influence of Auditing Artificial Intelligence. *DEStech Transactions on Social Science, Education and Human Science*, (eiem), 245-249.
- Beasley, M., Clune, R., & Hermanson, D. (2005). Enterprise risk management: an empirical analysis of factors associated with the extent of implementation. *Journal of Accounting and Public Policy*, 24(6), 521-531.
- Bedard, J. C., Jackson, C., Ettredge, M. L., & Johnstone, K. M. (2003). The effect of training on auditors' acceptance of an electronic work system. *International Journal of Accounting Information Systems*, 4(4), 227-250.
- Bisantz, A. M., & Seong, Y. (2001). Assessment of operator trust in and utilization of automated decision-aids under different framing conditions. *International Journal of Industrial Ergonomics*, 28(2), 85-97.
- Borges, W. G., Leroy, R. S. D., Carvalho, L. F., Lima, N. C., & Oliveira, J. M. (2020). Implicações da Inteligência Artificial na Auditoria Interna no Brasil: Análise sob a Percepção de Profissionais. *Sociedade, Contabilidade e Gestão*, 15(1), 23-40.
- Cohen, M., & Rozario, A. (2019). Exploring the use of robotic process automation (RPA) in substantive audit procedures. *The CPA Journal*, 89(7), 49-53.
- Commerford, B. P., Dennis, S. A., Joe, J. R., & Ulla, J. W. (2021). Man versus machine: Complex estimates and auditor reliance on artificial intelligence. *Journal of Accounting Research*, 60(1), 171-201.
- Curtis, E., & Turley, S. (2007). The business risk audit—A longitudinal case study of an audit engagement. *Accounting Organizations and Society*, 32(4), 439-461.
- Dai, J., & Vasarhelyi, M. (2016). Imagineering Audit 4.0. *Journal of Emerging Technologies in Accounting*, 13(1), 1-15.
- Davis, F. D. (1989). Perceived usefulness, perceived ease of use, and user acceptance of information technology. *MIS Quarterly*, 13(3), 319-340.
- Dietvorst, B. J., Simmons, J. P., & Massey, C. (2015). Algorithm Aversion: People Erroneously Avoid Algorithms After Seeing Them Err. *Journal of Experimental Psychology: General* 144(1), 114-126.
- Eastwood, J., Snook, B., & Luther, K. (2012). What People Want from Their Professionals: Attitudes Toward Decision-making Strategies. *Journal of Behavioral Decision Making*, 25(5), 458-468.
- Edgley, C., Sharma, N., & Anderson-Gough, F. (2016). Diversity and professionalism in the Big Four firms: Expectation, celebration and weapon in the battle for talent. *Critical Perspectives on Accounting*, 35, 13-34.



- Fávero, L. P., Belfiore, P., Silva, F. L., & Chan, B. L. (2009). *Análise de dados: modelagem multivariada para tomada de decisões*. Porto Alegre: Prattice hall.
- FRC (2020). AQR The Use of Technology in the Audit of Financial Statements March 2020. Retrieved from Financial Reporting Council: https://www.frc.org.uk/getattachment/1c1478e7-3b2e-45dc-9369-c3df8d3c3a16/AQTRReview_Technology_20.pdf
- Griffiths, L., & Pretorius, H. W. (2021). Implementing Robotic Process Automation for Auditing and Fraud Control. In *International Conference on Society 5.0*, 26-36. Springer, Cham.
- Haga, J. et al. (2018). Is earnings management sensitive to discount rates? *Journal of Accounting Literature*, 41, 75-88.
- Hair, J. F., Black, W. C., Babin, B. J., Anderson, R. E., & Tatham, R. L. (2009). *Análise multivariada de dados*. Bookman editora.
- Hradecká, M. (2019). Métodos de controle de auditoria interna robótica na empresa selecionada. *AGRIS on-line Papers in Economics and Informatics*, 10 (665-2019-4003), 31-42.
- Hu, K. H., Chen, F. H., Hsu, M. F., & Tzeng, G. H. (2021). Identifying key factors for adopting artificial intelligence-enabled auditing techniques by joint utilization of fuzzy-rough set theory and MRDM technique. *Technological and Economic Development of Economy*, 27(2), 459-492.
- Hsu, Y. S., & Lin, S. J. (2016). An emerging hybrid mechanism for information disclosure forecasting. *International Journal of Machine Learning and Cybernetics*, 7(6), 943-952.
- Isa, T. (2011). Impacts and Losses Caused By the Fraudulent and Manipulated Financial Information on Economic Decisions. *Rev. Manag. Comp. Internaçional*, 12(5), 929-939.
- Issa, H., Sun, T., & Vasarhelyi, M. A. (2016). Research ideas for artificial intelligence in auditing: The formalization of audit and workforce supplementation. *Journal of Emerging Technologies in Accounting*, 13(2), 1-20.
- Kaplan, A., & Haenlein, M. (2019). Siri, Siri, in my hand: Who's the fairest in the land? On the interpretations, illustrations, and implications of artificial intelligence. *Bus. Horiz.*, vol. 62(1), 15-25.
- Kim, H. J., Mannino, M., and Nieschwietz, R. J. (2009). Information technology acceptance in the internal audit profession: Impact of technology features and complexity. *International Journal of Accounting Information Systems*, 10(4), 214-228.
- 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.
- Lin, S. J. (2017). Integrated artificial intelligence-based resizing strategy and multiple criteria decision-making technique to form a management decision in an imbalanced environment. *International Journal of Machine Learning and Cybernetics*, 8(6), 1981-1992.
- Lois, P., Drogalas, G., Karagiorgos, A., & Tsikalakis, K. (2020). Internal audits in the digital era: opportunities risks and challenges. *EuroMed Journal of Business*, 15(2), 205-217.
- Martins, G. D. A., & Theóphilo, C. R. (2007). *Metodologia da investigação científica para ciências sociais aplicadas*. 2.
- McCollum, T. (2017). Audit in an age of intelligent machines: Already in use at many organizations, artificial intelligence is poised to transform the way business operates. *Internal Auditor*, 74(6), 24-30.



- Meira, M. F. P. (2019). *O impacto da Inteligência Artificial na Auditoria*. Dissertação de mestrado em Contabilidade e controle de Gestão. Faculdade de Economia da Universidade do Porto.
- Mlekus, L., Bentler, D., Paruzel, A., Kato-Beiderwieden, A. L., & Maier, G. W. (2020). How to raise technology acceptance: user experience characteristics as technology-inherent determinants. *Gruppe. Interaktion. Organisation. Zeitschrift für Angewandte Organisationspsychologie (GIO)*, 51(3), 273-283.
- Moffitt, K. C., Rozario, A. M., & Vasarhelyi, M. A. (2018). Robotic process automation for auditing. *Journal of Emerging Technologies in Accounting*, 15(1), 1-10.
- Mosquera, H. A. R., & Asprilla, J. D. C. (2022). La Inteligencia Artificial como utilidad para la Auditoría de Sistemas.
- Munoko, I., Brown-Liburd, H. L., & Vasarhelyi, M. (2020). The Ethical Implications of Using Artificial Intelligence in Auditing. *Journal of Business Ethics*, 167(2), 209-234.
- Raphael, J. (2017). Rethinking the Audit: Innovation Is Transforming How Audits Are Conducted-and Even What It Means to Be an Auditor. *Journal of Accountancy*, 223(4), 28.
- Raschke, R. L., Saiewitz, A., Kachroo, P., & Lennard, J. B. (2018). Inquérito de auditoria aprimorado por IA: uma nota de pesquisa. *Journal of Emerging Technologies in Accounting*, 15(2), 111-116.
- Reis, P. M. B. (2021). *O futuro da profissão de auditoria*. Dissertação de mestrado em Contabilidade e controle de Gestão. Faculdade de Economia da Universidade do Porto.
- Silver, D., Huang, A., Maddison, C. J., Guez, A., Sifre, L., Van Den Driessche, G., & Dieleman, S. (2016). Mastering the game of Go with deep neural networks and tree search. *Nature*, 529(7587), 484-489.
- Soares, G. F. (2020). Ciência de dados aplicada à Auditoria Interna. *Revista da CGU*, 12(22), 196-208.
- Stancheva-Todorova, E. P. (2018). How artificial intelligence is challenging accounting profession. *Journal of International Scientific Publications Economy & Business*, 12, 126-141.
- Sun, T., & Vasarhelyi, M. A. (2018). Embracing textual data analytics in auditing with deep learning. *International Journal of Digital Accounting Research*, 18.
- Sutton, SG, Holt, M., & Arnold, V. (2016). Os relatos da minha morte são muito exagerados - Pesquisa de inteligência artificial na contabilidade. *International Journal of Accounting Information Systems*, 22, 60-73.
- Ucoglu, D. (2020). Effects of artificial intelligence technology on accounting profession and education. *Pressacademia*, 11(1), 16- 21.
- Vanstraelen, A. (2000). Impact of renewable long-term audit mandates on audit quality. *European Accounting Review*, 9(3), 419-442.
- Venkatesh, V., & Bala, H. (2008). Technology acceptance model 3 and a research agenda on interventions. *Decision Sciences*, 39(2), 273-315.
- Viana, J. C. P., Moraes, W. B., & Cintra, D. G. B. (2021). Auditoria de Controle Externo. *Revista de Estudos Interdisciplinares do Vale do Araguaia-REIVA*, 4(03), 12-12.
- Zhang, C. (2019). Intelligent process automation in audit. *Journal of emerging technologies in accounting*, 16(2), 69-88.
- Zhang, J., Yang, X., & Appelbaum, D. (2015). Toward effective Big Data analysis in continuous auditing. *Accounting Horizons* 29 (2): 469-476.