

## A delegação e uso de inteligências artificiais no contexto da auditoria interna

DOI: 10.4025/enfoque.v45i1.70818

**William Vinicius Marques Correa** 

Doutorando em Administração pela Pontifícia  
Universidade Católica do Rio Grande do Sul (PUCRS)  
Professor de Contabilidade na Faculdade Dom Bosco de Porto Alegre  
E-mail: william.vmcorreia@gmail.com

**Carla Bonato Marcolin** 

Doutora em Administração pela  
Universidade Federal do Rio Grande do Sul (UFRGS)  
Professora da Faculdade de Gestão e Negócios da  
Universidade Federal de Uberlândia (UFU)  
E-mail: carla@ufu.br

**Fernanda Da Silva Momo** 

Doutora em Administração com Ênfase em Gestão de Sistemas e Tecnologia da Informação pela  
Universidade Federal do Rio Grande do Sul (UFRGS)  
Professora do Departamento de Ciências Contábeis e Atuariais da Faculdade de Ciências Econômicas da  
Universidade Federal do Rio Grande do Sul (UFRGS)  
E-mail: fernanda.momo@ufrgs.br

Recebido em: 22.12.2023

Aceito em: 14.05.2024

2ª versão aceita em: 27.05.2024

## RESUMO

**Objetivo:** Esta pesquisa teve como objetivo compreender os fatores que levam à delegação ou não de tarefas para inteligência artificial no contexto da auditoria interna a luz da teoria da dominância tecnológica.

**Método:** Foram efetuadas entrevistas semiestruturadas com 13 profissionais de auditoria interna. Para análise de dados foi empregada a análise de conteúdo.

**Originalidade/Relevância:** Ainda há uma lacuna para entender como os tomadores de decisões podem se adaptar para o uso eficaz de técnicas de IA e como incorporaram estas técnicas nas análises. Existe um chamado para estudos qualitativos que expliquem os motivos que levam a decisão para automação de tarefas, buscando compreender um contexto específico.

**Resultados:** Tarefas que exigem julgamento profissional são preferíveis para não serem delegadas, principalmente quando envolvem a detecção e prevenção de fraude. Os modelos precisam estar parametrizados a fim de diferenciar uma fraude de um erro não intencional. Necessidade de novas competências do profissional de auditoria, identificando a falta de formação em programação e uso de inteligências artificiais.

**Contribuições teóricas/metodológicas/práticas:** Como contribuições teóricas, este estudo complementa a literatura de delegação de tarefas ao identificar fatores que podem contribuir com adoção. Este estudo também avança no campo teórico, pois identificou-se que a idade pode possuir uma característica moderadora na experiência. Outra contribuição teórica é a proposição de um *framework* de delegação que pode ser explorado em futuras pesquisas com o método de *Design Science Research (DSR)*. Como contribuição prática, ao delegar tarefas repetitivas e rotineiras para a IA, os auditores internos podem focar em atividades mais complexas e estratégicas, aumentando a eficiência do departamento de auditoria interna.

**Palavras-chave:** Inteligência Artificial; Tomada de Decisão; Teoria da Dominância Tecnológica; Delegação; Auditoria Interna.

*The delegation and use of artificial intelligence in the context of internal auditing*

## ABSTRACT

**Objective:** The aim of this research was to understand the factors that lead to the delegation or not of tasks to artificial intelligence in the context of internal auditing, in the light of the theory of technological dominance.

**Method:** Semi-structured interviews were conducted with 13 internal audit professionals. Content analysis was used for data analysis.

**Originality/Relevance:** There is still a gap in understanding how decision-makers can adapt to the effective use of AI techniques and how they have incorporated these techniques into their analysis. There is a call for qualitative studies that explain the reasons that lead to the decision to automate tasks, seeking to understand a specific context.

Enf.: Ref. Cont.	UEM - Paraná	v. 45	n. 1	p. 1-21	janeiro/abril - 2026
------------------	--------------	-------	------	---------	----------------------

**Results:** Tasks that require professional judgment are preferable not to be delegated, especially when they involve fraud detection and prevention. Models need to be parameterized in order to differentiate fraud from an unintentional error. The need for new skills for audit professionals, identifying the lack of training in programming and the use of artificial intelligence.

**Theoretical/methodological/practical contributions:** As theoretical contributions, this study complements the literature on task delegation by identifying factors that can contribute to its adoption. It advances the theoretical field by highlighting that age may have a moderating characteristic on experience. Another theoretical contribution is the proposition of a delegation framework that can be explored in future research using the Design Science Research (DSR) method. As a practical contribution, By delegating repetitive and routine tasks to AI, internal auditors can focus on more complex and strategic activities, thereby increasing the efficiency of the internal audit department.

**Keywords:** Artificial Intelligence; Decision Making; Technological Dominance Theory; Delegation; Internal Auditing.

1 INTRODUÇÃO

A digitalização traz novos riscos para o ambiente de controle e, portanto, cada vez mais afeta as prioridades de risco e o planejamento de auditoria interna. Logo, os auditores internos precisam dominar ferramentas de análise de dados para que possam desempenhar suas funções de asseguarção do ambiente de controles internos da organização de forma eficaz (Betti & Sarens, 2021; Jones et al., 2017). Isso inclui o uso de ferramentas de *big data*, bem como mineração de dados, aprendizado de máquina e outras técnicas de inteligência artificial (IA) (Betti & Sarens, 2021; Krieger et al., 2021). A utilização destas tecnologias emergentes no processo de tomada de decisão se torna importante (Rikhardsson & Yigitbasioglu, 2018; Sutton et al., 2016), pois os auditores podem automatizar tarefas rotineiras e focar na análise dos resultados gerados (Betti & Sarens, 2021; Jarrahi, 2018; Losbichler & Lehner, 2021).

A IA pode eliminar erros humanos que geralmente são difíceis de encontrar, assim, o auditor interno pode desempenhar um papel mais consultivo na organização (Abdi et al., 2021; Sutton et al., 2016). Entretanto, mesmo que existam tarefas que exigem julgamento e ceticismo profissional e que necessitam de um agente humano (Korhonen et al., 2020; Moll & Yigitbasioglu, 2019), ainda há um certo desconforto por partes dos auditores, visto que estes profissionais se preocupam com sua substituição por estas tecnologias (Frey & Osborne, 2017),

A delegação de tarefas no âmbito da auditoria interna pode ocorrer quando um aprendizado de máquina é usado para reprocessar o cálculo de uma estimativa contábil complexa (Bertomeu, 2020). Embora se perceba um movimento para o uso destas tecnologias, a IA e as práticas avançadas de auditoria, raramente são integradas aos departamentos de auditoria interna (Betti & Sarens, 2021; Borges et al., 2020). Mesmo que os auditores internos valorizem a importância da utilização de IA, constata-se que a IA pode não ser indispensável para a atividade de auditoria visto que ainda há predominância de processos de natureza manual (Borges et al., 2020).

Estudos já demonstram que os profissionais de auditoria não serão substituídos por estas ferramentas, mas sim, será necessária maior especialização por partes destes profissionais (Kokina & Blanchette, 2019; Kokina & Davenport, 2017; Sun, 2019). Adicionalmente, os auditores internos podem ter os algoritmos como aliados no processo de tomada de decisão (Benbya et al., 2021; Moll & Yigitbasioglu, 2019).

Autores também recorreram a teorias para explicar a relação entre o uso de tecnologias e o auxílio na decisão (Arnold et al., 2004; Arnold & Sutton, 1998; Sutton et al., 2016; Sutton et al., 2018). A teoria da dominância tecnológica (TTD) pode ser empregada como um meio de compreensão de como as ferramentas de auxílio a decisão, como a IA, podem tornar um tomador de decisão dependente (Arnold & Sutton, 1998). A teoria da dominância da tecnologia postula que, à medida que a familiaridade aumenta, os usuários especialistas se tornam mais adeptos em usar o sistema e a tomada de decisão é ainda mais aprimorada (Arnold & Sutton, 1998).

Profissionais experientes tendem a demonstrar maior confiança no sistema inteligente (Hampton, 2005). Além disso, verifica-se a ocorrência de um impacto negativo no processo decisório de profissionais inexperientes decorrente da utilização de ferramentas de auxílio à decisão em atividades que envolvem julgamento (Arnold et al., 2004). Em linha com outros estudos que argumentam que o uso contínuo de determinada ferramenta inteligente, pode fazer com que as decisões fiquem enviesadas, pois o auditor pode deixar de usar o ceticismo e julgamento profissional (Sutton et al., 2018; Zhang, 2019).

Ainda é necessário que se investigue em profundidade os motivos pelos quais existem baixos níveis de automação da auditoria interna nas empresas (Borges et al., 2020). Importante analisar também os custos e benefícios da implementação e explorar os fatores que impulsionam as decisões das empresas de auditoria para adoção (Zhang, 2019). Portanto, este estudo visa reduzir estas lacunas a partir do seguinte objetivo: **compreender os fatores que levam à delegação ou não de tarefas para inteligência artificial no contexto da auditoria interna à luz da teoria da dominância tecnológica.**

Este estudo se justifica porque ainda há uma lacuna para entender como os tomadores de decisões podem se adaptar para o uso eficaz de técnicas de IA e como incorporaram estas técnicas nas análises (Rikhardsson & Yigitbasioglu, 2018; Sutton et al., 2016). Existe um chamado para estudos qualitativos que expliquem os motivos que levam a decisão para automação de tarefas, buscando compreender um contexto específico (Korhonen et al., 2020). Este estudo busca reduzir esta lacuna a partir de entrevistas semiestruturadas com auditores internos. Torna-se importante compreender os mecanismos e fatores que envolvem o processo de delegação de determinada tarefa (Baird & Maruping, 2021) e investigar no campo da auditoria como o humano permanece relevante em um mundo de automatizações (Arnold, 2018). Este estudo complementa a literatura de delegação e uso de inteligência artificial ao identificar fatores que podem influenciar na decisão de delegar tarefas para IA (Fisher et al., 2016; Gray et al., 2014; Moll & Yigitbasioglu, 2019; Rikhardsson & Yigitbasioglu, 2018; Sutton et al., 2016; Tiron-Tudor & Deliu, 2022).

A partir do estudo realizado com entrevistas semiestruturadas, com 15 auditores internos, identificou-se que as tarefas que exigem julgamento profissional são preferíveis para não serem delegadas, principalmente quando envolvem a detecção e prevenção de fraude. Como contribuições teóricas, este estudo complementa a literatura de delegação de tarefas ao identificar fatores que podem contribuir com adoção. Como contribuição prática, este estudo apresenta uma proposta de reconfiguração da função da auditoria interna, que poderia ser separada entre auditoria tradicional, auditoria contínua e ciência de dados.

## 2 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

### 2.1 Teoria da Dominância Tecnológica

A teoria da dominância tecnológica (TTD) discute como que a tecnologia pode influenciar e tornar um tomador de decisão dependente destas ferramentas (Arnold et al., 2004; Arnold & Sutton, 1998). A TTD apresenta que o tomador de decisão humano pode se tornar dependente sob duas condições: a) quando o agente humano possui pouca experiência na tarefa; e b) quando a experiência do tomador de decisão, a complexidade da tarefa, familiaridade com o agente inteligente e os ajustes cognitivos são altos (Arnold & Sutton, 1998). O estudo proposto neste trabalho busca identificar se a experiência e a complexidade da tarefa podem ser fatores relevantes para a delegação de tarefas para IA e se ainda há outros fatores.

A experiência e a familiaridade com a ferramenta são variáveis importantes. Hampton (2005) em um experimento com 99 profissionais, em que foram testadas as variáveis experiência, complexidade da tarefa, familiaridade com o sistema inteligente e a capacidade cognitiva identificou que usuários experientes demonstram maior confiança no sistema inteligente ao avaliarem tarefas complexas em comparação com as simples e que a experiência, por si só, pode induzir à dependência quando a complexidade da tarefa, a familiaridade com o sistema inteligente e a capacidade cognitiva são diferentes (Hampton, 2005). Este estudo foi realizado com sistemas inteligentes, já na presente pesquisa pretende-se avaliar se estes resultados também são relevantes para o uso de IA.

Outros estudos foram realizados para avaliações de investimentos e em atividades com julgamento profissional. O primeiro estudo foi conduzido no contexto de decisões de investimento, e os autores

Enf.: Ref. Cont.	UEM - Paraná	v. 45	n. 1	p. 1-21	janeiro/abril - 2026
------------------	--------------	-------	------	---------	----------------------

utilizaram um desenho entre grupos para comparar o desempenho de tomadores de decisão que receberam ou não um auxílio à decisão (Arnold et al., 2004). Os resultados do estudo indicaram que profissionais experientes que utilizam e confiam em ferramentas de auxílio à decisão tendem a tomar decisões melhores (Arnold et al., 2004). Por outro lado, é importante ressaltar que a utilização de uma ferramenta inteligente pode representar um risco significativo para profissionais inexperientes, pois há uma probabilidade razoavelmente alta de tomada de decisão inadequada nesse contexto (Arnold et al., 2004). Já o outro experimento com profissionais experientes e inexperientes que utilizavam sistemas inteligentes na tomada de decisão em uma tarefa complexa e que requerem julgamento demonstraram que profissionais inexperientes utilizam os resultados do sistema inteligente para completar a tarefa, contudo, profissionais experientes utilizam os resultados como suporte à tomada de decisão, avaliando as diferenças entre a própria decisão e do agente inteligente (Arnold et al., 2006). Em linha com estas pesquisas, pretende-se identificar se profissionais menos experientes possuem tendência a confiar mais na ferramenta, em um contexto de auditoria interna e se profissionais mais experientes confiam mais nos resultados gerados pela IA/.

Outro fator importante a ser avaliado é o uso excessivo da IA. O uso contínuo e excessivo de um agente inteligente como a IA pode causar uma certa perda de habilidades (*de-skilling*) dos agentes humanos (Arnold & Sutton, 1998). Estes agentes humanos, como os auditores internos, podem deixar de usar determinada habilidade, como o julgamento e o ceticismo profissional na tomada de decisão (Sutton et al., 2016; Sutton et al., 2018; Zhang, 2019). Logo, a tomada de decisão do auditor pode se tornar enviesada pelo resultado do agente inteligente, devido a confiança no resultado, que por sua vez, pode reduzir a qualidade da auditoria (Zhang, 2019). Em consonância com estes estudos, pretende-se avaliar se atividades que possuem julgamento profissional são relevantes para a delegação para IA.

Portanto, se torna importante que o auditor não deixe de usar o ceticismo e julgamento profissional, mesmo em tarefas automatizadas (Zhang, 2019). A IA e a automação de tarefas possuem grande impacto no desenvolvimento de auditores especialistas, pois os resultados precisam ser analisados, antes de tomar alguma decisão (Sutton et al., 2018). A aplicação da IA em tarefas libera o profissional para que ele aplique suas habilidades em análises críticas e estratégicas, agregando valor na tomada de decisão (Evangelista, 2020; Sutton et al., 2016).

A literatura apresenta diferentes relações entre o trabalho dos auditores e as tecnologias de informação. A automação pode reduzir o consumo de horas e reduzir o fluxo dos processos de trabalhos rotineiros realizados manualmente pelos auditores (Kokina & Blanchette, 2019; Kokina & Davenport, 2017). Auditores internos experientes podem utilizar análises geradas pelo algoritmo para suportar a tomada de decisão, sem deixar de exercer o julgamento e ceticismo profissional ao utilizar os dados em suas conclusões (Sun, 2019). Já para tarefas que exigem decisões mais acuradas, o auditor interno pode utilizar um algoritmo, ou conjunto de algoritmos para ampliar a capacidade de tomada de decisão (Zhang, 2019). Em linha com os estudos anteriores, pretende-se identificar se o impacto da estrutura de tarefas pode auxiliar na delegação ou não de tarefas para IA.

Tarefas como extração, validação e processamento de base de dados, podem ser automatizadas por algoritmos de IA e assim, permitir que o auditor interno possa focar em atividades que exigem julgamento (Betti & Sarens, 2021; Tiron-Tudor & Deliu, 2022). O auditor interno pode utilizar um *bot* para a extração destas bases e, validar uma reconciliação contábil (Huang & Vasarhelyi, 2019). Com o *Robotic Process Automation* (RPA) é possível automatizar tarefas estruturadas, repetitivas e rotineiras (Kokina & Blanchette, 2019; Kokina & Davenport, 2017; Zhang, 2019).

O julgamento e ceticismo profissional é um processo de tomada de decisão importante no processo de auditoria (Mala & Chand, 2015; Munoko et al., 2020). O ceticismo e o julgamento profissional precisam estar presentes quando o auditor opta por utilizar algum algoritmo para sustentar a tomada de decisão (CFC, 2016a; IAASB, 2009; Sun, 2019; Sutton et al., 2018; Zhang, 2019). Em um conjunto de dados complexos, com o objetivo de fazer previsões mais acuradas, algoritmos de aprendizado de máquina podem apoiar na realização desta tarefa (Bertomeu et al., 2021; Betti & Sarens, 2021). Já em um conjunto de dados não estruturados, técnicas de *Natural Language Processing* (NLP) podem ser utilizadas para a leitura de contratos complexos a fim de reduzir a probabilidade de alguém estar cometendo uma fraude (Brown et al., 2020). Logo, estas ferramentas ampliam a capacidade de tomada de decisão do auditor. O presente estudo

pretende avançar identificando que estas diferentes técnicas de IA já são utilizadas no contexto da auditoria interna sob a realidade brasileira.

Para ampliar o uso de IA, as companhias poderiam incentivar ou tornar o uso obrigatório (Eilifsen et al., 2020), demonstrar como estes algoritmos podem melhorar operacionalmente a eficiência e o desempenho da auditoria (Bierstaker et al., 2014), a partir de treinamentos técnicos específicos em ferramentas de análise de dados (Qasim & Kharbat, 2020; Sun, 2019; Sutton et al., 2016; Vasarhelyi et al., 2012). Além disso, uma melhor compreensão dos processos e experiência anterior usando esta ferramenta, pode aumentar a probabilidade de uso de IA (Koreff, 2022).

### 3 METODOLOGIA

Com o objetivo de compreender os fatores que levam à delegação ou não de tarefas para IA no contexto de auditoria interna este estudo se classifica, quanto à abordagem do problema, como qualitativo, ou seja, os resultados não são alcançados através de procedimentos estatísticos (Strauss & Corbin, 2008). Optou-se por uma análise qualitativa pois o propósito é de aprofundar o tema de delegação de tarefas para IA na função da auditoria interna. Ao que se refere à classificação dos objetivos de pesquisa, tem-se o caráter descritivo (Raupp & Beuren, 2013). Quanto aos procedimentos técnicos, trata-se de entrevistas semiestruturadas (Marconi & Lakatos, 2021).

Foram realizadas entrevistas semiestruturadas, com perguntas abertas para que o entrevistado pudesse falar livremente sobre o tema, contando uma história sobre o assunto que se buscou aprender e explorar (Kenno et al., 2017). A entrevista semiestruturada proporciona a coleta de dados qualitativos comparáveis para que se possa compreender um tema com maior profundidade (Richardson, 2017).

O instrumento de coleta foi elaborado a partir de três etapas. A primeira consistiu na elaboração das perguntas a partir da literatura. Na segunda etapa, o instrumento foi validado com 3 especialistas acadêmicos e com 2 profissionais atuantes na área de auditoria. Após as discussões, foram realizados refinamentos. Por fim, na terceira etapa, foram efetuados 2 pré-testes com profissionais atuantes em auditoria, a fim de chegar na versão final do instrumento. Contudo, dependendo do papel do profissional, algumas perguntas foram adaptadas à posição e experiência do auditor (Kenno et al., 2017).

As entrevistas foram aplicadas em auditores internos, selecionados a partir da acessibilidade dos dados (Richardson, 2017). Não foi delimitado um tempo mínimo de experiência do profissional, para avaliar os diferentes tipos de experiência. Os profissionais de auditoria interna foram contatados através da rede profissional LinkedIn. A busca pelos profissionais foi efetuada na ferramenta através da palavra-chave “auditoria interna” e “controles internos”. A partir da busca, verificou-se o perfil do profissional a fim de identificar se ele estava atuando com auditoria interna ou se era uma experiência anterior. Após esta análise preliminar, o contato inicial foi efetuado via mensagem direta, explicando o processo e efetuando o convite para participar da entrevista. Na mensagem inicial foi enviado o Termo de Consentimento Livre e Esclarecido. No total foram convidados 55 potenciais profissionais para a entrevista, dos quais 13 participaram efetivamente. Um resumo do perfil dos participantes é apresentado na Tabela 1.

Tabela 1  
Participantes da entrevista

Código	Função	Nível de Formação	Idade	Tempo de Experiência	Experiência na empresa atual	Segmento da empresa	Porte da Empresa
E1	Gerente de Risco Operacional e Controles Internos	Pós-Graduação	34	16 anos	Até 1 ano	Tecnologia de soluções de pagamentos	Médio
E2	Auditor Interno e Chefe de Auditoria	Pós-Graduação	29	6 anos	Entre 1 e 5 anos	Financeira	Médio
E3	Gerente de Auditoria Interna	Pós-Graduação	28	7 anos	Até 1 ano	Startup financeira	Médio
E4	Auditor Interno	Pós-Graduação	30	4 anos	Entre 1 e 5 anos	Papel e Celulose	Grande
E5	Gerente de Auditoria Interna	Pós-Graduação	34	10 anos	Entre 1 e 5 anos	Hospital	Grande
E6	Auditor Interno	Graduação	31	1 ano	Entre 1 e 5 anos	Tecnologia	Grande
E7	Coordenador de Projetos de Auditoria	Graduação	30	3 anos	Entre 1 e 5 anos	Alimentos	Grande
E8	Auditor Interno	Pós-Graduação	30	4 anos	Entre 1 e 5 anos	Comunicação	Grande
E9	Gerente de Auditoria	Graduação	41	12 anos	Acima de 10 anos	Banco Múltiplo	Grande
E10	Assistente de Auditoria	Graduação	26	3 anos	Até 1 ano	Banco Múltiplo	Médio
E11	Auditor Interno	Pós-Graduação	30	3 anos	Até 1 ano	Cooperativa	Grande
E12	Auditor Interno	Graduação	35	5 meses	Até 1 ano	Indústria	Grande
E13	Gerente de Advanced Analytics e Auditoria Contínua	Pós-Graduação	43	19 anos	Acima de 10 anos	Banco Múltiplo	Grande

Fonte: elaborado pelos autores

Conforme apresentado na Tabela 1, do total de entrevistados, 7 profissionais possuem até 5 anos de experiência em atividades que envolvem auditoria, 3 profissionais possuem entre 6 e 10 anos e 3 entrevistados possuem acima de 10 anos. Além disso, identificou-se que a maioria dos entrevistados atuam em companhias de grande porte, com o total de 10 companhias.

As entrevistas foram realizadas no segundo semestre de 2022, sendo gravadas e transcritas a partir do uso da ferramenta *Microsoft Teams*. A fim de garantir os procedimentos éticos, antes de iniciar a entrevista, foi realizada a leitura do Termo de Consentimento Livre e Esclarecido, com a explicação do processo. Adicionalmente, foi solicitada a autorização para gravação e destacou-se que o profissional poderia desistir da entrevista a qualquer momento, se assim fosse de sua escolha. Todas as entrevistas foram realizadas individualmente. Destaca-se por fim que dois entrevistados que eram da mesma organização, mas de setores distintos. São eles: o E9 que atua na auditoria interna e o E13 que atua em uma célula de ciência de dados para auditoria interna.

As entrevistas foram analisadas a partir da análise de conteúdo, a fim de compreender os fatores que levam à delegação ou não de tarefas para inteligência artificial no contexto de auditoria interna. A análise de conteúdo consiste em um procedimento para analisar materiais de texto de qualquer origem, inclusive dados de entrevista (Flick, 2012). Os dados analisados foram categorizados com base nas ideias e conceitos apresentados pelos entrevistados. Na etapa da codificação, após a leitura fluida das transcrições das

entrevistas, observou-se a presença e frequência de palavras semelhantes, para que assim, se iniciasse o processo de categorização. Inicialmente foi utilizada a codificação aberta, pois a partir dos dados coletados e transcrições das entrevistas, foram definidas as categorias em termos de propriedade e dimensões, para que posteriormente pudessem ser relacionadas (Strauss & Corbin, 2008). A categorização então se realizou de acordo com tema correlatos, com a criação de categorias iniciais, intermediárias e finais. Para a etapa da inferência e tratamento dos dados, realizou-se a análise comparativa, através da posição das diversas categorias existentes em cada análise, ressaltando os aspectos considerados semelhantes e os que foram concebidos como diferentes (Silva & Fossá, 2015). A saturação dos dados foi atingida quando a coleta de novos dados não apresentou novos *insights* às categorias (Charmaz, 2009).

Ao final chegou-se ao total de cinco categorias, exploradas na seção seguinte, sendo elas: a) conhecimentos específicos; b) julgamento e ceticismo profissional; c) erro e fraude; d) experiência do auditor; e e) estrutura da tarefa. Todas as categorias foram analisadas com a relação da IA com a auditoria interna.

4 RESULTADOS

4.1 Apresentação dos Dados

4.1.1 Conhecimentos específicos

Conforme a IA se torna cada vez mais presente em diversas áreas da vida moderna, os auditores internos estão se tornando especialistas em tecnologia (Betti & Sarens, 2021; Jones et al., 2017). A IA está mudando a forma como as empresas conduzem negócios, e os auditores internos precisam estar à frente para garantir que as organizações estejam adotando as melhores práticas. Algumas das novas competências profissionais que os auditores internos devem desenvolver para abordar a IA são apresentadas pelos entrevistados, bem como a frequência em que foi citada, conforme resumo da Tabela 2.

Tabela 2  
Competência mais mencionadas

Conhecimentos	Frequência
Entender como funciona a ferramenta	4
Lógica de programação	3
Conhecimentos em TI	3
Entendimento de fluxo de processo	3
Conhecimento técnico e prático da área	2
Raciocínio lógico	2
Pessoa questionadora	2
Gestão e avaliação de riscos	2
Base de dados e SQL	2

Fonte: elaborado pelos autores

Os entrevistados apontaram que se um auditor interno está considerando o uso de IA em sua função, ele precisa ter ou adquirir conhecimentos específicos. Entre estes conhecimentos foi abordado que o auditor precisa compreender como a IA pode ser aplicada na função de auditoria e determinar se é adequada para as necessidades específicas da organização.

... entender o que que pode ser feito ou não. Claro que a inteligência artificial é um mar aberto, né? Cada vez consegue fazer mais coisas com ela, acho que para tu entender realmente o que a empresa em si vai conseguir fazer com essa informação, com essa tecnologia, mas é básico mesmo. (E10) ... tem que saber o que que a ferramenta faz para entender se aquela ferramenta atende a demanda que a pessoa está precisando na auditoria interna. (E3).



As ferramentas de IA são capazes de tomar decisões com base nos dados que estão sendo inseridos nela. Entretanto, algumas destas ferramentas, que são as chamadas caixa pretas, em que o usuário não entende como os algoritmos processam estas informações, acabam dificultando na sua adoção.

. . . a ponta usuária precisa ter uma capacidade de compreender a resposta do modelo, ou seja, os modelos, eles têm que ser construídos de forma que ele gere uma possibilidade de gerar ao usuário uma explicabilidade daquilo que ele está apontando, então os modelos, eles não podem ser caixa pretas . . . (E13)

Embora o uso de IA possa exigir um maior conhecimento técnico por parte do auditor interno (Kokina & Davenport, 2017; Sun, 2019), o raciocínio lógico, proatividade e ser uma pessoa questionadora, foram elencadas pelos entrevistados como habilidades importantes do auditor

Eu acho que o raciocínio lógico na nossa função é bem relevante (E1). Acho que precisa de proatividade, curiosidade, porque eu entendo que nessa área de dados tem que ser muito curioso para ir atrás das informações e até aprender mais. (E11). Você ser uma pessoa questionadora (E9).

Ainda sobre competências técnicas, os conhecimentos em lógica de programação e em Tecnologia da Informação (TI) foram apresentados como importantes por mais de um entrevistado. Algumas entrevistas indicam que essas habilidades são importantes para o auditor interno executar suas atividades, mas não é necessário que saibam programar.

. . . Conhecimento em lógica de programação, é básica . . . Cada lugar vai ter um tipo de sistema diferente para analisar, se vai ser um SAS, um ACL, vai ser SPSS, seja lá o que for . . . Mas um conhecimento básico de lógica de programação, para conseguir se virar. (E2) . . . tem que entender minimamente de matemática básica, estatística . . . Não adianta você dar uma ferramenta, um Python, um R, por exemplo, né? E a pessoa vai fazer conta de mais, menos e dividir. Não! Acho que tem que saber ali as diferenças das médias, moda e estou falando assim, básico, . . . (E9)

Além das competências mencionadas, com menos frequência foram mencionadas o conhecimento em infraestrutura de TI e em storytelling, ou seja, a capacidade de criar narrativas dos processos: “Eu acho que cada vez mais conhecimento de Infraestrutura de TI” (E2). “Vai precisar montar um storytelling, de todo o processo” (E10).

Portanto, foi identificado que, além de competências comportamentais, como proatividade e curiosidade, esses profissionais precisam adquirir novos conhecimentos em áreas como lógica de programação e tecnologia da informação. Dessa forma, estarão capacitados para realizar tarefas que envolvam o uso de IA. Embora os profissionais reconheçam a relevância desses conhecimentos para o trabalho do auditor interno, ainda é necessário promover maior interdisciplinaridade para a integração do auditor interno com a IA.

#### 4.1.2 Julgamento e ceticismo profissional

O julgamento profissional é o processo de tomada de decisões sobre questões relevantes para a prática da auditoria (Mala & Chand, 2015). O julgamento envolve a avaliação e seleção de alternativas, bem como a tomada de decisões sobre as melhores maneiras de abordar uma situação de auditoria específica (CFC, 2016a; IAASB, 2009). Já o ceticismo profissional é o estado mental caracterizado pelo questionamento constante e a expectativa de encontrar erros ou distorções nas informações obtidas durante a realização da auditoria (CFC, 2016a; IAASB, 2009). O ceticismo e o julgamento profissional são importantes, pois ajudam a garantir que todas as questões relevantes sejam consideradas e que as conclusões sejam baseadas em evidências sólidas (Sun, 2019).



A IA pode trabalhar de uma forma mais rápida e acurada que um ser humano, por exemplo, na conciliação e controle de entrada de materiais, na análise documental e para analisar uma base integral, em vez de amostra.

Acredito que uma inteligência artificial conseguiria trabalhar em cima disso, até uma forma mais rápida e eficaz do que um ser humano, seria basicamente conciliar o momento de entrada, o momento de saída (E4). Análise documental, hoje por exemplo, é algo que é feito manualmente e que também seria uma oportunidade de tu delegar para inteligência artificial (E2). Passar por uma abordagem de inteligência artificial para reduzir escopo, né? Para direcionar ou para extrair uma população de amostra (E13).

A auditoria é uma área onde a precisão e a confiabilidade são essenciais, por isso que a confiabilidade no processo que IA executa, torna-se importante para que o auditor possa depositar confiança na ferramenta. *“Acho que não tenho confiança assim de delegar uma estrutura muito robusta, muito crítica para uma IA validar”* (E10). *“a gente tem que ter a confiança no que está trazendo ali”* (E11). Já o ceticismo profissional garante que a IA seja usada de forma apropriada e eficaz.

A IA ainda pode ajudar os auditores a tomar melhores decisões, mas também pode introduzir novos riscos. A fim de mitigar e reduzir este risco, poderia se utilizar duas equipes, em que uma ficaria responsável por construir modelos de IA e a outra equipe, de forma independente, teria a função de auditar estes modelos, *“uma outra equipe que ela tem essa função de auditar os modelos de fato”* (E13).

Por essas razões, é importante que os auditores sejam céticos em relação ao uso da IA e se certifiquem de que compreendem como ela funciona. Alguns auditores no início de carreira poderiam se sentir mais confortável com os resultados gerados pela IA sem realizar questionamentos adicionais, *“Ele pode se sentir totalmente satisfeito e não fazer questionamentos adicionais”* (E9). O entrevistado E11 mencionou que *“a gente sempre tenta ver exemplos para fazer a aderência da base, ver no sistema raiz, ver documento, para ter certeza que está vindo certo, porque pode ter falso positivo”*. Já o E13 informa que além de ser cético, o auditor precisa *“ter um skill específico para auditar modelos”*, pois nem todo auditor tem esta competência. O E2 comenta que o ceticismo pode ser desenvolvido e que para isso, é importante que tenha uma revisão periódica das automatizações, por uma pessoa diferente da que realizou o processo.

Você vai desenvolver e tem que garantir que aquilo ali, se está funcionando de forma adequada, né? Eu acho que a revisão periódica de uma rotina automatizada da auditoria ela é importante, muitas vezes por uma pessoa diversa daquela que fez, que esse viés, né? . . . (E2)

A IA poderia ainda enviesar algumas análises, logo, caberia ao auditor ser cético suficiente antes de tomar alguma decisão. Uma alternativa para minimizar este risco, seria avaliar e auditar estes resultados gerados, pois parte da tarefa que seria realizada manualmente, já estaria automatizada, então caberia ao auditor ser cético suficiente antes de tomar a decisão de usar os resultados gerados.

A partir do momento que a inteligência artificial me desse algum resultado, de alguma forma eu ia pesquisar o porquê que ela deu aquele resultado, independente do resultado estar correto ou não, né. Eu acho que esse aqui acaba sendo nosso trabalho, a gente já estaria tirando toda parte braçal que a gente chama, a gente estaria só com os resultados refinados ali, então se a inteligência trouxe aquele resultado de alguma forma, tu tem que avaliar . . . (E2)

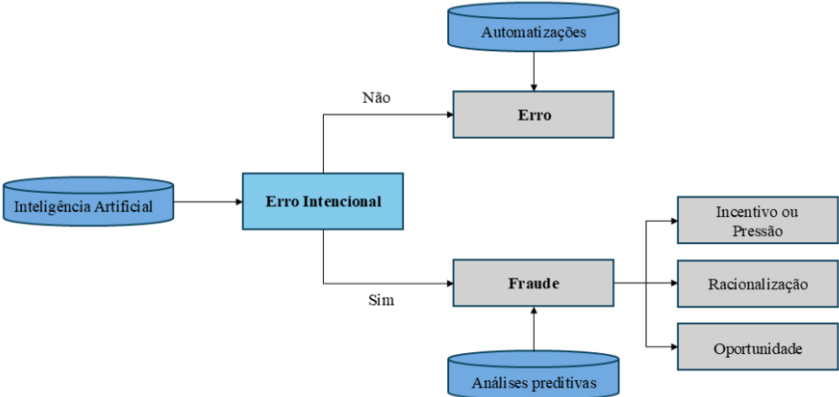
Um outro tipo de atividade que é inerente ao auditor, trata-se da detecção e prevenção de fraudes e para isso, se torna importante diferenciar o que é um erro de uma fraude.

4.1.3 Erro e fraude

Erro é o resultado de um erro de julgamento ou negligência cometido por empregados, clientes ou outras partes envolvidas na transação. Por exemplo, quando um funcionário faz a leitura e interpretação errada de um contrato, *“o problema que a gente achou é de quando o cara leu contrato lá. Ele não lê exatamente o que está no contrato”* (E2). Já a fraude é intencional, cometida com a intenção de obter benefícios financeiros indevidos. Por exemplo, a criação de uma empresa fictícia para receber pagamentos que seriam devidos a outro fornecedor, *“criou uma empresa, um nome praticamente igual à outra transportadora, só mudou as três últimas letras do nome”* (E7). Há ainda alguns fatores que podem contribuir para que a fraude seja concretizada, como condições que indiquem incentivo ou pressão para que a fraude seja realizada, que ofereçam oportunidade para que ela ocorra e a racionalização para praticar um ato fraudulento.

Como exemplo de incentivo ou pressão, um funcionário pode possuir uma meta de faturamento mensal. Com o objetivo de atingir esta meta, ele *“fatura para fechar a meta e depois devolve, estorna no início do mês”* (E12), ou seja, cancela a venda. Já como oportunidade, um fraudador pode identificar uma falha operacional e utilizá-la a seu favor, como exemplo, um atendente vende um produto, o cliente paga em espécie e o atendente fica com parte do dinheiro, *“ele paga a tarifa normal, em dinheiro geralmente, porque em cartão não tem muito o que fazer, em dinheiro, ele aplica o desconto, mas tu pagou de forma integral”* (E4). Já a racionalização parte de um ato desonesto de forma consciente ou a partir de pressões do ambiente em que está inserido. A partir das análises efetuadas, chegou-se no fluxo apresentado na Figura 1, com uma possibilidade de aplicação de IA a fim de identificar e mitigar o risco de fraude.

Figura 1  
Aplicação de inteligência para detecção e prevenção de fraude



Fonte: elaborado pelos autores

A partir da aplicação de IA poderia ser definido se um erro é intencional ou não, como exemplo, no caso do pagamento duplicado, alguns parâmetros poderiam constar no algoritmo que faz a análise, como exemplo, o pagamento duplicado já ocorreu mais de uma vez para o mesmo fornecedor? O funcionário que realiza esta atividade já fez outros pagamentos duplicados? Se as respostas anteriores fossem positivas, o auditor poderia analisar outros pagamentos efetuados e questionar o próprio funcionário, ou seja, a IA atuaria como um suporte para detecção de fraude e caberia ao auditor analisar e tomar a decisão final, *“a máquina está me acusando aquela diferença e eu vou entender o porquê, mas ela pode ser sim usada como uma evidência que vai suportar minha decisão”* (E6).

Importante avaliar também variáveis que podem indicar algum indício de fraude. Conforme comentado por E1, *“Às vezes a gente demora um pouco para entender este padrão, principalmente de práticas novas, né, de atos ilícitos, mas elas sempre acabam seguindo um padrão”*. Ou seja, as fraudes tendem a seguir um padrão, então estes parâmetros poderiam servir de inputs para o modelo de predição.

A fraude ainda pode ser classificada como conhecida ou rara e conforme comentado por E13, quando a fraude é conhecida, ela é monitorada e mapeada e a IA pode ser treinada, já quando se trata de um evento raro, é difícil de estabelecer as premissas no modelo.

Quando a fraude ela é monitorada e nós temos eventos de fraude mapeados e catalogados, a gente consegue treinar a máquina para fazer a identificação de outros processos com características semelhantes. Ou seja, a gente consegue aprender com os eventos de fraude. Quando a fraude é extremamente rara, né? E ela não é muito bem identificada e catalogada, nós não conseguimos reproduzir esse tipo de conhecimento e prever ou identificar a ocorrência dela numa base ampla aqui de dados. Aí a gente tem que partir para outras estratégias, né? (E13)

Torna-se importante possuir ferramentas que possam auxiliar nesta prevenção. Entretanto, também é importante avaliar a experiência do auditor e a complexidade da tarefa, pois quando há uma atividade com um nível de maior complexidade, pode ser necessário que o auditor utilize julgamento profissional para definir se é fraude ou não, pois *“depende do que eu vou fazer ali no meio para fazer a detecção de fraude ou para investigar o que aconteceu”* (E6).

#### 4.1.4 Experiência do auditor

Ao se avaliar a categoria sobre a experiência do profissional, identificou-se que os entrevistados elencam a experiência considerando em 3 fatores, sendo tais: a) idade e diferença de gerações; b) perfil do profissional e cultura da empresa; e c) tempo de experiência. O resumo é apresentado na Tabela 3.

**Tabela 3**  
Impacto da experiência na delegação

Classificação	Entrevistados	Exemplo
Idade e diferença de gerações	E1 e E4	“Eu acho que para ter experiência a pessoa precisa ter idade, não tem como ser diferente e dependendo deste <i>range</i> de idade que a pessoa vai ter, ela naturalmente vai ser uma pessoa resistente a tecnologia.” (E1)
Perfil do profissional e cultura da empresa	E3, E6, E7 e E13	“Depende também do perfil da pessoa, como estou falando aqui que eu sou muito adepto deste tipo de pensamento, tem pessoas que seguem uma linha um pouco mais tradicional, pode inclusive ser devido a cultura da empresa.” (E3)
Tempo de experiência	E2, E5, E8, E9, E10, E11 e E12	“Para tu ter uma segurança que aquilo que está sendo passado, está adequado, tem que estar bastante seguro das coisas, então acho que, as decisões do que é delegado, tem que ser feito por pessoas Sênior, que conseguem avaliar tudo e ter a segurança que aquilo ali está adequado.” (E2)
Total	13	

**Fonte:** elaborado pelos autores

Os entrevistados que comentaram sobre a idade apresentam que a idade pode ser um fator importante na resistência para a adoção e uso de IA no desempenho de suas atividades. O E1 comenta que poderia ser inclusive pela diferença de gerações, *“eu acho que as diferenças de gerações são bastante impactantes. Eu sou de uma geração que esta parte de tecnologia era muito fraca quando eu era criança, até minha adolescência”*. Já outro entrevistado comenta que, às vezes, há pequena diferença de idade com outros profissionais e mesmo assim, identifica esta resistência para adoção e uso destas ferramentas de IA, *“isso é coisa de pessoas jovens, mas só que eu olhava para eles, jovens? Mas vocês têm 3 ou 4 anos a mais do que eu”* (E4).

Quando se trata sobre o perfil do profissional e cultura da empresa, os entrevistados apontam que o perfil do profissional acaba se tornando um fator preponderante, pois há profissionais que gostam de realizar atividades mais manuais, independente do tempo de experiência na área.

A experiência pode, depende também do perfil da pessoa, como estou falando aqui que eu sou muito adepto deste tipo de pensamento, tem pessoas que seguem uma linha um pouco mais tradicional, então dependendo da pessoa que estiver a frente do processo de auditoria talvez a pessoa não queira utilizar de forma alguma (E3). Influencia porque na minha visão o cara que é mais manual, não vai querer delegar aquilo ali. . . . ele não se importa de ficar cruzando uma base e achando o porquê deste PROCV aqui não puxar a informação desta base, então a experiência influencia sim na utilização ou não da ferramenta (E6).

O perfil do profissional também pode ser impactado pela cultura da empresa, pois se não houver um incentivo por parte da empresa, talvez o auditor não busque utilizar ferramentas que estejam disponíveis para o trabalho, conforme comentado por E4, “às vezes a não utilização pode ser pela cultura da própria empresa em não incentivar o uso”.

O tempo de experiência também pode ser uma variável importante e há convergência entre os entrevistados informando que auditores mais experientes costumam se sentir mais confortáveis em delegar as suas tarefas para IA.

Eu acho que quanto mais experiente, mais ele quer delegar essas tarefas que são muito manuais para inteligência artificial. O Júnior tem um pouco dessa fome de aprender, então acho que também gostaria de aprender como que se faz, mas também delegaria (E10). O auditor, em começo de carreira, ele costuma ser muito cara-crachá. Ele pode se sentir totalmente satisfeito e não fazer questionamentos adicionais. Para auditores mais experientes, eu não vejo esse problema não (E9).

Quando se avalia as variáveis identificadas, identificou-se que há uma discrepância de opinião entre idade e experiência, onde os entrevistados comentam que pessoas com mais idade podem enfrentar certa resistência ao utilizar uma IA. Entretanto, pessoas mais experientes tendem a delegar mais tarefas para IA. Logo, são fatores importantes e que podem impactar na decisão de adotar e delegar tarefas para IA. Uma outra característica que pode influenciar na decisão de delegar uma tarefa se refere a estrutura da tarefa e o grau de complexidade.

4.1.5 Estrutura da tarefa

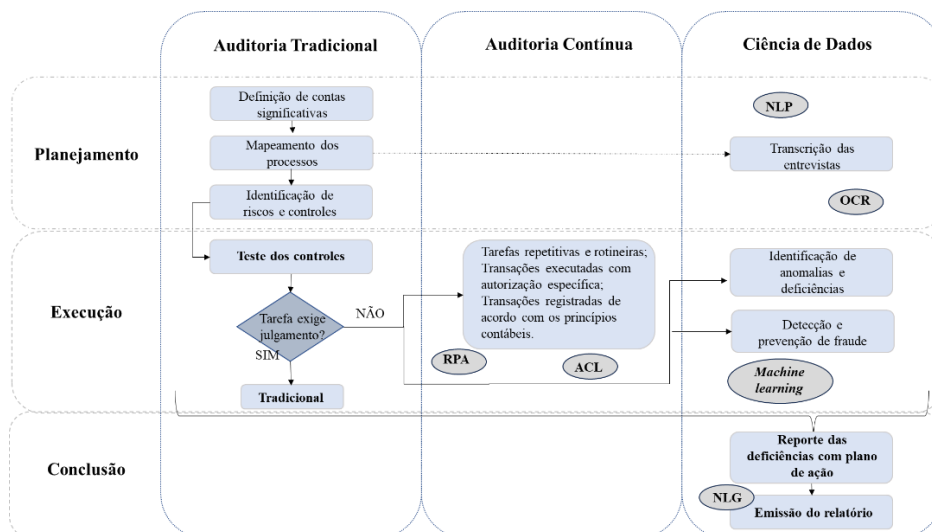
Ao avaliar a estrutura das tarefas, os entrevistados comentaram que o primeiro passo necessário seria uma avaliação geral do ambiente de controles internos, com um mapeamento de todos os riscos e controles, “*precisa ter um mapeamento primeiro de quais atividades que são suscetíveis a este tipo de tecnologia*” (E3), as bases utilizadas, como os dados são imputados e como as informações são geradas, além da unificação dos cadastros, quando se utiliza mais de uma base, como exemplo “*ter um cadastro único*” (E9).

Para utilizar um algoritmo de IA para automatizar uma tarefa, os entrevistados comentaram que tarefas que exigem julgamento não poderiam ser automatizadas, pois dependem da análise de um auditor, “*depende do nível de complexidade das tarefas que vou ter que executar ali no meio*” (E6). Entretanto, tarefas manuais e repetitivas, que não vão agregar conhecimento para equipe, podem ser delegadas e assim, os auditores podem focar nos resultados gerados, como exemplo, “*acompanhamento das recomendações, poderia ser automatizada*” (E6). Conforme comentado por E1 “*faz muito mais sentido eu desprender horas do meu time avaliando o resultado de uma coisa manual do que eu ter que gastar estas horas fazendo manual*”.

A fim de auxiliar o processo decisório de delegar uma tarefa para IA, foi construído um *framework*. Com base neste exposto, a decisão de automatizar uma tarefa ou delegar para uma IA poderia passar por um fluxo, onde as etapas passariam pela auditoria tradicional, auditoria contínua e ciência de dados. Esta classificação foi construída a partir da consolidação das respostas dos entrevistados. Logo, a Figura 2 apresenta este *framework* com base nas análises.

**Figura 2**

Framework para delegação de tarefas na auditoria



Fonte: elaborado pelos autores

A auditoria tradicional pode ser entendida como a atividade que depende de uma maior intervenção humana seja para mapeamento de processos ou para avaliação de riscos e controles. E1 comenta que antes da utilização de qualquer ferramenta de IA tem que ser estabelecida “*uma estrutura sólida, um arcabouço sólido de metodologias, práticas e sistemas do grupo*” na empresa. Já para a auditoria contínua ou monitoramento contínuo é necessário uma maior maturidade dos testes de auditoria para que assim seja possível automatizar testes mais objetivos. Quando se trata da ciência de dados, são utilizadas ou construídas ferramentas com o propósito de resolver problemas específicos. O E13 aborda que “*o propósito de ciência de dados é resolver problemas específicos de forma a maximizar valor para a instituição. Então, se eu pensar do ponto de vista para auditoria, o que maximiza a nossa eficiência ou a nossa eficácia? A nossa capacidade de identificar riscos de maneira mais tempestiva*”.

O processo de auditoria de uma forma mais macro pode ser dividida entre as etapas de planejamento, execução e conclusão. Nestas etapas o profissional de auditoria usualmente realiza entrevista junto aos donos dos processos para que possa efetuar o mapeamento e descrição do processo, bem como validação dos controles. Na etapa de planejamento, a área de Ciências de Dados poderia auxiliar o auditor no procedimento de transcrição das entrevistas com NLP e na utilização de OCR (reconhecimento de caractere ótico) para leitura de contratos ou outros documentos digitalizados. Como comentado por E13, “*quando a gente entra na questão de áudio para texto e transcrição. Então, capturar áudios, convertendo aquele áudio para texto. Depois, fazendo uma camada de NLP em cima do texto que foi transcrito*”.

A etapa de execução que abrange os testes de controles pode possuir diversos tipos de características, desde tarefas com dados estruturados, semiestruturados até não estruturados. Além disso, alguns testes podem exigir o julgamento profissional apropriado do auditor o que por sua vez, necessita de intervenção humana. Quando se fala em atividades repetitivas e rotineiras os entrevistados trouxeram alguns exemplos, como a análise documental, análise de receita, envio de relatórios, análise de créditos duplicados, desvios de pagamentos, alçadas de aprovação, entre outros.

Quanto estas tarefas possuem processos bem definidos, elas poderiam ser realizadas pelo processo de Auditoria Contínua, a partir de automatizações. Como exemplo, a automatização poderia ser efetuada por ACL, onde o auditor poderia receber tudo extraído da base de dados e só ficaria responsável por questionar as exceções, “auditoria contínua pelo ACL, já automático, então a pessoa já recebia tudo extraído, só tinha que questionar a área daquela exceção” (E7). A área de Ciência de Dados também poderia auxiliar na construção de modelos preditivos para identificar anomalias, a partir de padrões já conhecidos,

e a área de Auditoria Contínua ficaria responsável por acompanhar estes modelos e enviar as exceções para que o auditor possa avaliar, pois, “deve ter aqui instituído áreas que tenham a responsabilidade de acompanhar a performance dos modelos ao longo do tempo” (E13).

Quando se trata de tarefas que buscam detectar ou prevenir fraudes, a área de Ciência de Dados pode criar modelos para auxiliar a identificar potenciais fraudes e assim o auditor pode mitigar o risco de ocorrência.

Embora se identifique uma oportunidade importante para o uso e adoção de IA na realização destas tarefas, a partir deste framework, identifica-se que ainda não é a realidade das companhias em que os auditores entrevistados atuam, em que sua maioria ainda não realizaram a adoção de IA, ou seja, estão em um estágio inicial. As principais barreiras identificadas para adoção tratam do custo, capacitação dos profissionais, mudança no ambiente de controles internos, a partir de uma boa governança e entender como que a ferramenta funciona.

## 4.2 DISCUSSÃO DOS RESULTADOS

Os trechos das entrevistas destacam a importância de compreender a ferramenta, saber como ela funciona e como ocorre a tomada de decisão, para reduzir a distância entre a auditoria e a tecnologia. Este resultado está em linha com outro estudo que destaca que a redução desta lacuna pode ser alcançada por meio do desenvolvimento do conhecimento tecnológico dos auditores e do estímulo ao pensamento interdisciplinar (Krieger et al., 2021). Além disso, também está em linha com a Teoria da Dominância Tecnológica, que aborda que quando o nível de conhecimento do usuário e o auxílio à decisão inteligente são combinados, há uma relação positiva entre a confiança no auxílio e a melhoria da tomada de decisões (Arnold & Sutton, 1998).

Os resultados apresentados também demonstraram a dificuldade que os auditores possuem em compreender como que esta IA toma a decisão. Essa afirmação está em consonância com outras pesquisas que mencionam a dificuldade ou mesmo a impossibilidade de compreender e interpretar as “caixas-pretas” de aprendizado de máquina e redes neurais, mesmo para especialistas técnicos, o que pode dificultar sua utilização (Kokina & Davenport, 2017; Sun, 2019).

Torna-se fundamental o entendimento do funcionamento da IA, além de ter conhecimentos em matemática e estatística. Em linha com um estudo, em que o profissional precisa ter familiaridade com a ferramenta (Betti & Sarens, 2021). Outros estudos já haviam mencionado a necessidade de treinamento em estatística, análise de dados, uso de programação em R e habilidades básicas de aprendizado de máquina (Qasim & Kharbat, 2020; Sun, 2019; Sutton et al., 2016).

Identificou-se que os modelos de IA usados na auditoria precisam ser mais transparentes e que possam ser auditados, em linha com outros achados que demonstra a importância da transparência dos dados (Kokina & Davenport, 2017; Munoko et al., 2020). Esta auditoria poderia ocorrer a partir da análise da acurácia do modelo comparando com o resultado de outros algoritmos (Ding et al., 2020).

O estudo também constatou que profissionais com menos experiência tendem a confiar mais nos resultados da IA. Este conforto e confiança que os auditores sentem está em linha com a Teoria da Dominância Tecnológica (TTD), que propõe que usuários com pouca ou nenhuma experiência na tarefa irão depositar maior confiança na tecnologia (Arnold & Sutton, 1998; Arnold et al., 2004). Logo, estes profissionais podem demonstrar um grande nível de dominância tecnológica (Arnold & Sutton, 1998; Sutton et al., 2018).

Ainda em linha com os pressupostos da TTD, profissionais experientes tendem a utilizar os resultados gerados por IA como suporte à tomada de decisão, demonstrando uma maior dominância da ferramenta (Arnold et al., 2006; Evangelista, 2020; Sutton et al., 2018). Corroborando também com o estudo de Sun (2019) que apresenta que algumas tarefas de auditoria exigem alto nível de julgamento e o auditor deve tomar a decisão final considerando grandes quantidades de evidências de diferentes perspectivas.

As companhias também podem incentivar o uso de IA, entretanto, não há a garantia que os auditores irão utilizar estas ferramentas. Este resultado está em linha com o estudo de Eilifsen et al. (2020), que abordam que a companhia não consegue obrigar a utilização da IA.

Adicionalmente, identificou-se que quando se reduz a carga de trabalho a partir de automatizações, o auditor possui mais tempo para pensar e ampliar o seu ceticismo profissional, que está em consonância com outros estudos que mencionam que o auditor pode ter um papel mais consultivo com o tempo disponível (Abdi et al., 2021; Sutton et al., 2016).

Um outro aspecto identificado trata da importância de diferenciar um erro intencional, fraude, de um erro não intencional. As ferramentas de aprendizado de máquina podem ser usadas para identificar e quantificar erros intencionais (Brown et al., 2020). Identificado que o processo teve um erro não intencional, poderia avaliar a possibilidade de automatização da rotina, como exemplo, a automatização por *Robotic Process Automation* (RPA) a fim de reduzir os erros (Kokina & Blanchette, 2019). Constatado que o erro foi intencional, os auditores podem utilizar o *machine learning*, com técnicas preditivas, a fim de identificar variáveis que indicassem a execução de fraude (Bertomeu et al., 2021; Ding et al., 2020).

Em um estudo foi abordado que um dos motivos para a baixa adequação da automação se tratava da dependência do processo na interpretação da imagem digitalizada e a falta de integração com o OCR, além de componentes da tarefa que exigem julgamento e análise (Kokina & Blanchette, 2019). Uma outra ferramenta apresentada pela literatura seria o RPA e o IPA que poderiam ser utilizados para automatizar processos estruturados e não estruturados (Zhang, 2019).

Modelos preditivos de aprendizado de máquina, como exemplo, *Gradient Boosted Regression Tree* (GBRT) e *Random Forest*, podem oferecer métodos empíricos para filtrar um conjunto de dados contábeis que possuam um grande número de variáveis, bem como para reduzir a possibilidade de erro intencional e não intencional (Bertomeu et al., 2021; Ding et al., 2020). Já na etapa de conclusão da auditoria, para a geração de relatórios poderia ser utilizado o NLG (*natural language generation*) para o reporte das deficiências e emissão do relatório final (Zhang, 2019).

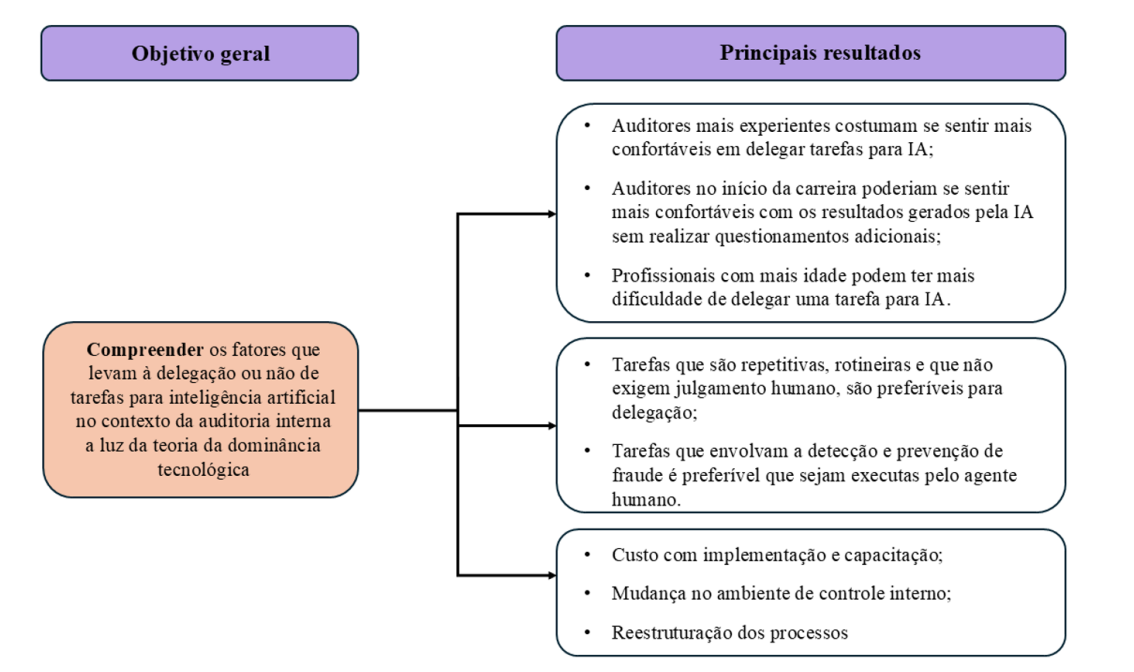
As principais barreiras identificadas para adoção tratam do custo de implementação, capacitação dos profissionais e entendimento de como funciona a IA. Em linha com estes resultados, Aboud & Robinson (2020) elencaram como principais barreiras o custo com a implementação, necessidade de treinamento, falta de especialistas dentro da empresa, não ter a tecnologia necessária e problemas de privacidade de informações. Além dos fatores elencados anteriormente, Zhang (2019) também complementa o custo com o uso de consultores e manutenção destas ferramentas, assim como Betti & Sarens (2020) comentam sobre o custo com implementação e treinamento.

## 5 CONSIDERAÇÕES FINAIS

O presente artigo alcançou o objetivo da pesquisa ao compreender os fatores que levam à delegação ou não de tarefas para inteligência artificial no contexto de auditoria interna, sendo que a Figura 3 sumariza os principais resultados da pesquisa.



Figura 3  
Resultados



Fonte: elaborado pelos autores

O estudo analisou a delegação de tarefas para a IA no contexto da auditoria interna, destacando que tarefas repetitivas e rotineiras, que não exigem julgamento humano, são mais adequadas para a delegação. Em contrapartida, tarefas que envolvem a detecção e prevenção de fraudes são geralmente preferidas para execução por humanos, pois a IA pode confundir erros não intencionais de fraudes. Para mitigar esses erros, o estudo propôs um *framework* que permite aos profissionais de auditoria avaliar as características das tarefas antes de delegá-las.

No que tange a experiência do auditor, identificou-se alguns auditores experientes tendem a delegar mais tarefas para a IA, especialmente as menos complexas, enquanto outros profissionais mais idade podem ter mais dificuldade em fazer essa delegação. A TTD sugere que a confiança tecnológica depende da experiência do profissional, da complexidade da tarefa, da familiaridade com a IA e dos ajustes cognitivos. (Arnold & Sutton, 1998). Cabe destacar que a idade pode possuir uma característica de variável moderadora, necessitando de estudos futuros para explorar.

Além disso, foram apontados fatores que impactam a não delegação de tarefas para a IA, como custos de implementação e capacitação, e mudanças nos processos organizacionais. O fator custo e capacitação dos profissionais já foi levantado em outros estudos (Aboud & Robinson, 2020; Betti & Sarens, 2021; Zhang, 2019). A falta de compreensão sobre como a IA toma decisões, especialmente em tarefas relacionadas à prevenção de fraudes, também foi mencionada. Para enfrentar esses desafios, o estudo sugere a inclusão de competências específicas nos currículos de Contabilidade e em cursos de extensão, como entendimento do funcionamento das ferramentas de IA, lógica de programação e conhecimento dos fluxos de processos.

Quanto as limitações do estudo, cabe destacar que, embora o presente estudo tenha apresentado fatores que contribuem para delegação de tarefas para IA, por exemplo, a capacitação de profissionais e estrutura de tarefa que não exigem julgamento, não foi possível explorar os limites éticos na construção de modelos de IA e identificar os parâmetros necessários na construção destes modelos, para garantir que os

dados gerados não sejam enviesados. Auditores internos que atuam em diferentes contextos podem ter apresentado respostas muito dispare, o que pode afetar os resultados do trabalho. Isto implica em limitações da pesquisa e redução na capacidade de generalização.

Para sugestão de estudos futuros identificou-se ainda que os pesquisadores podem identificar variáveis que auxiliem no processo de implantação efetiva da IA. Importante também identificar como engajar os diferentes stakeholders e demonstrar o custo x benefício da utilização da IA. Assim como apresentado nesta pesquisa e em outros estudos (Aboud & Robinson, 2020; Kokina & Blanchette, 2019; Zhang, 2019), o custo pode ser um limitador para implementação de IA. Temas que envolvam a privacidade de dados também podem ser explorados, pois as leis de proteção de dados podem ser um limitador para a implementação de IA e não foi explorado neste estudo.

Como contribuições teórica, este estudo complementa a literatura de delegação e uso de IA (Fisher et al., 2016; Gray et al., 2014; Moll & Yigitbasioglu, 2019; Rikhardsson & Yigitbasioglu, 2018; Sutton et al, 2016; Tiron-Tudor & Deliu, 2022), identificando que os principais fatores se referem a falta de qualificação de profissionais, custo com a implementação, e entendimento de como a IA funciona. Este estudo também avança no campo teórico, pois identificou-se que a idade pode possuir uma característica moderadora na experiência. Outra contribuição teórica é a proposição de um *framework* de delegação que pode ser explorado em futuras pesquisas com o método de *Design Science Research (DSR)*. Como contribuição prática, ao delegar tarefas repetitivas e rotineiras para a IA, os auditores internos podem focar em atividades mais complexas e estratégicas, aumentando a eficiência do departamento de auditoria interna. Os auditores também podem direcionar seus esforços em análises, pois a utilização de IA pode melhorar o controle interno ao proporcionar uma análise contínua e em tempo real das transações, aumentando a transparência e a segurança das operações.

## REFERÊNCIAS:

- Abdi, M. D., Dobamo, H. A., & Bayu, K. B. (2021). *Exploring current opportunity and threats of artificial intelligence on small and medium enterprises accounting function; evidence from South west part of Ethiopia, Oromiya, Jimma and Snnpr, Bonga. Academy of Accounting and Financial Studies Journal*, 25(2), 11. <https://www.abacademies.org/articles/exploring-current-opportunity-and-threats-of-artificial-intelligence-on-small-and-medium-enterprises-accounting-function-evidence-10407.html>
- Aboud, A., & Robinson, B. (2020). Fraudulent financial reporting and data analytics: An explanatory study from Ireland. *Accounting Research Journal, ahead-of-print*(ahead-of-print). <https://doi.org/10.1108/ARJ-04-2020-0079>
- Arnold, Clark, Collier, Leech, & Sutton. (2006). The Differential Use and Effect of Knowledge-Based System Explanations in Novice and Expert Judgment Decisions. *MIS Quarterly*, 30(1), 79. <https://doi.org/10.2307/25148718>
- Arnold, V. (2018). The changing technological environment and the future of behavioural research in accounting. *Accounting & Finance*, 58(2), 315–339. <https://doi.org/10.1111/acfi.12218>
- Arnold, V., Collier, P. A., Leech, S. A., & Sutton, S. G. (2004). Impact of intelligent decision aids on expert and novice decision-makers' judgments. *Accounting and Finance*, 44(1), 1–26. <https://doi.org/10.1111/j.1467-629x.2004.00099.x>
- Arnold, V., & Sutton, S. G. (1998). The theory of technology dominance: Understanding the impact of intelligent decision aids on decision maker's judgment. *Advances in Accounting Behavioral Research*, 1, 175–194.
- Baird, A., & Maruping, L. M. (2021). The Next Generation of Research on IS Use: A Theoretical Framework of Delegation to and from Agentic IS Artifacts. *MIS Quarterly*, 45(1), 315–341. <https://doi.org/10.25300/MISQ/2021/15882>

- Benbya, H., Pachidi, S., & Jarvenpaa, S. L. (2021). Special Issue Editorial: Artificial Intelligence in Organizations: Implications for Information Systems Research. *Journal of the Association for Information Systems*, 23.
- Bertomeu, J. (2020). Machine learning improves accounting: Discussion, implementation and research opportunities. *Review of Accounting Studies*, 25(3), 1135–1155. <https://doi.org/10.1007/s11142-020-09554-9>
- Bertomeu, J., Cheynel, E., Floyd, E., & Pan, W. (2021). Using machine learning to detect misstatements. *Review of Accounting Studies*, 26(2), 468–519. <https://doi.org/10.1007/s11142-020-09563-8>
- Betti, N., & Sarens, G. (2021). Understanding the internal audit function in a digitalised business environment. *Journal of Accounting & Organizational Change*, 17(2), 197–216. <https://doi.org/10.1108/JAOC-11-2019-0114>
- Bierstaker, J., Janvrin, D., & Lowe, D. J. (2014). What factors influence auditors' use of computer-assisted audit techniques?. *Advances in Accounting*, 30(1), 67-74. <https://doi.org/10.1016/j.adiac.2013.12.005>.
- 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. [https://doi.org/10.21446/scg\\_ufrj.v0i0.25284](https://doi.org/10.21446/scg_ufrj.v0i0.25284)
- Brown, N. C., Crowley, R. M., & Elliott, W. B. (2020). What Are You Saying? Using *topic* to Detect Financial Misreporting. *Journal of Accounting Research*, 58(1), 237–291. <https://doi.org/10.1111/1475-679X.12294>
- Charmaz, K. (2009). A construção da teoria fundamentada: guia prático para análise qualitativa. Artmed.
- CFC (2016a). *NBC TA 200 (R1) – Objetivos gerais do auditor independente e a condução da auditoria em conformidade com normas de auditoria*. [https://www1.cfc.org.br/sisweb/SRE/docs/NBCTA200\(R1\).pdf](https://www1.cfc.org.br/sisweb/SRE/docs/NBCTA200(R1).pdf)
- Ding, K., Lev, B., Peng, X., Sun, T., & Vasarhelyi, M. A. (2020). Machine learning improves accounting estimates: Evidence from insurance payments. *Review of Accounting Studies*, 25(3), 1098–1134. <https://doi.org/10.1007/s11142-020-09546-9>
- Dyball, M. C., & Seethamraju, R. (2021). The impact of client use of blockchain technology on audit risk and audit approach—An exploratory study. *International Journal of Auditing*, 25(2), 602–615. <https://doi.org/10.1111/ijau.12238>
- Evangelista, J. (2020). *Estudo sobre a Teoria da Dominância Tecnológica no uso da inteligência artificial aplicada a Gestão Tributária no Brasil* [Dissertação de Mestrado, Centro Universitário FECAP]. <http://tede.fecap.br:8080/handle/123456789/849>
- Eilifsen, A., Kinserdal, F., Messier, W. F., & McKee, T. E. (2020). An Exploratory Study into the Use of Audit Data Analytics on Audit Engagements. *Accounting Horizons*, 34 (4): 75–103. <https://doi.org/10.2308/HORIZONS-19-121>
- Frey, C. B., & Osborne, M. A. (2017). The future of employment: How susceptible are jobs to computerisation? *Technological Forecasting and Social Change*, 114, 254–280. <https://doi.org/10.1016/j.techfore.2016.08.019>
- Fisher, I. E., Garnsey, M. R., & Hughes, M. E. (2016). Natural Language Processing in Accounting, Auditing and Finance: A Synthesis of the Literature with a Roadmap for Future Research: NLP in Accounting, Auditing and Finance. *Intelligent Systems in Accounting, Finance and Management*, 23(3), 157–214. <https://doi.org/10.1002/isaf.1386>
- Flick, U. (2012). *Introdução à Metodologia de Pesquisa: um guia para iniciantes*. Penso.

- Gray, G. L., Chiu, V., Liu, Q., & Li, P. (2014). The expert systems life cycle in AIS research: What does it mean for future AIS research? *International Journal of Accounting Information Systems*, 15(4), 423–451. <https://doi.org/10.1016/j.accinf.2014.06.001>
- Hampton, C. (2005). Determinants of reliance: An empirical test of the theory of technology dominance. *International Journal of Accounting Information Systems*, 6(4), 217–240. <https://doi.org/10.1016/j.accinf.2005.10.001>
- Hass, S., Abdolmohammadi, M. J., & Burnaby, P. (2006). The Americas literature review on internal auditing. *Managerial Auditing Journal*, 21(8), 835–844. <https://doi.org/10.1108/02686900610703778>
- Huang, F., & Vasarhelyi, M. A. (2019). Applying robotic process automation (RPA) in auditing: A framework. *International Journal of Accounting Information Systems*, 35, 100433. <https://doi.org/10.1016/j.accinf.2019.100433>
- International Auditing and Assurance Standards Board [IAASB] (2009). International Standard on Auditing 200: Overall objectives of the independent auditor and the conduct of an audit in accordance with international standards on auditing. <https://www.ifac.org/system/files/publications/files/A009%202012%20IAASB%20Handbook%20ISA%20200.pdf>
- Jarrahi, M. H. (2018). Artificial intelligence and the future of work: Human-AI symbiosis in organizational decision making. *Business Horizons*, 61(4), 577–586. <https://doi.org/10.1016/j.bushor.2018.03.007>
- Jones, K. K., Baskerville, R. L., Sriram, R. S., & Ramesh, B. (2017). The impact of legislation on the internal audit function. *Journal of Accounting & Organizational Change*, 13(4), 450–470. <https://doi.org/10.1108/JAOC-02-2015-0019>
- Kenno, S. A., McCracken, S. A., & Salterio, S. E. (2017). Financial Reporting Interview-Based Research: A Field Research Primer with an Illustrative Example. *Behavioral Research in Accounting*, 29(1), 77–102. <https://doi.org/10.2308/bria-51648>
- Kokina, J., & Blanchette, S. (2019). Early evidence of digital labor in accounting: Innovation with Robotic Process Automation. *International Journal of Accounting Information Systems*, 35, 100431. <https://doi.org/10.1016/j.accinf.2019.100431>
- Kokina, J., & Davenport, T. H. (2017). The Emergence of Artificial Intelligence: How Automation is Changing Auditing. *Journal of Emerging Technologies in Accounting*, 14(1), 115–122. <https://doi.org/10.2308/jeta-51730>
- Koreff, J (2022). Are Auditors' Reliance on Conclusions from Data Analytics Impacted by Different Data Analytic Inputs?. *Journal of Information Systems*, 36 (1), 19–37. <https://doi.org/10.2308/ISYS-19-051>
- Korhonen, T., Selos, E., Laine, T., & Suomala, P. (2020). Exploring the programmability of management accounting work for increasing automation: An interventionist case study. *Accounting, Auditing & Accountability Journal*, 34(2), 253–280. <https://doi.org/10.1108/AAAJ-12-2016-2809>
- Krieger, F., Drews, P., & Velte, P. (2021). Explaining the (non-) adoption of advanced data analytics in auditing: A process theory. *International Journal of Accounting Information Systems*, 41, 100511. <https://doi.org/10.1016/j.accinf.2021.100511>
- Lei n. 13.709, de 14 de agosto de 2018 (2018). Lei Geral de Proteção de Dados Pessoais (LGPD). [https://www.planalto.gov.br/ccivil\\_03/\\_ato2015-2018/2018/lei/l13709.htm](https://www.planalto.gov.br/ccivil_03/_ato2015-2018/2018/lei/l13709.htm)
- Losbichler, H., & Lehner, O. M. (2021). Limits of artificial intelligence in controlling and the ways forward: A

- call for future accounting research. *Journal of Applied Accounting Research*, 22(2), 365–382. <https://doi.org/10.1108/JAAR-10-2020-0207>
- Mala, R., & Chand, P. (2015). Judgment and Decision-Making Research in Auditing and Accounting: Future Research Implications of Person, Task, and Environment Perspective. *Accounting Perspectives*, 14(1), 1–50. <https://doi.org/10.1111/1911-3838.12040>
- Marconi, M. A., & Lakatos, E. M. (2021). Fundamentos de metodologia científica (9a ed.). Atlas.
- Moll, J., & Yigitbasioglu, O. (2019). The role of internet-related technologies in shaping the work of accountants: New directions for accounting research. *The British Accounting Review*, 51(6), 100833. <https://doi.org/10.1016/j.bar.2019.04.002>
- 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. <https://doi.org/10.1007/s10551-019-04407-1>
- Qasim, A., & Kharbat, F. F. (2020). Blockchain Technology, Business Data Analytics, and Artificial Intelligence: Use in the Accounting Profession and Ideas for Inclusion into the Accounting Curriculum. *Journal of Emerging Technologies in Accounting*, 17(1), 107–117. <https://doi.org/10.2308/jeta-52649>
- Rikhardsson, P., & Yigitbasioglu, O. (2018). Business intelligence & analytics in management accounting research: Status and future focus. *International Journal of Accounting Information Systems*, 29, 37–58. <https://doi.org/10.1016/j.accinf.2018.03.001>
- Raupp, F. M., & Beuren, I. M. (2013). Metodologia de pesquisa aplicável às Ciências Sociais. In I. M. Beuren (Org.). *Como elaborar trabalhos monográficos em contabilidade: Teoria e prática* (pp. 76-97). Atlas.
- Richardson, R. J. (2017). *Pesquisa social: métodos e técnicas* (4a ed. rev., ampl. e atual.). Atlas.
- Rikhardsson, P., & Yigitbasioglu, O. (2018). Business intelligence & analytics in management accounting research: Status and future focus. *International Journal of Accounting Information Systems*, 29, 37–58. <https://doi.org/10.1016/j.accinf.2018.03.001>
- Silva, A. H.; Fossá, M. I. T. (2015). Análise de Conteúdo: exemplo de aplicação da técnica para análise de dados qualitativos. *Qualitas Revista Eletrônica*, 17(1), 1-14.
- Soh, D. S. B., & Martinov-Bennie, N. (2015). Internal auditors' perceptions of their role in environmental, social and governance assurance and consulting. *Managerial Auditing Journal*, 30(1), 80–111. <https://doi.org/10.1108/MAJ-08-2014-1075>
- Stewart, J., & Subramaniam, N. (2010). Internal audit independence and objectivity: Emerging research opportunities. *Managerial Auditing Journal*, 25(4), 328–360. <https://doi.org/10.1108/02686901011034162>
- Strauss, A, & Corbin, J. (2008). *Pesquisa qualitativa: técnicas e procedimentos para o desenvolvimento de teoria fundamentada* (2ª ed.). Artmed.
- Sutton, S. G., Arnold, V., & Holt, M. (2018). How Much Automation Is Too Much? Keeping the Human Relevant in Knowledge Work. *Journal of Emerging Technologies in Accounting*, 15(2), 15–25. <https://doi.org/10.2308/jeta-52311>
- Sutton, S. G., Holt, M., & Arnold, V. (2016). “The reports of my death are greatly exaggerated”—Artificial intelligence research in accounting. *International Journal of Accounting Information Systems*, 22, 60–73. <https://doi.org/10.1016/j.accinf.2016.07.005>

- Sun, T. (Sophia). (2019). Applying Deep Learning to Audit Procedures: An Illustrative Framework. *Accounting Horizons*, 33(3), 89–109. <https://doi.org/10.2308/acch-52455>
- Tiron-Tudor, A., & Deliu, D. (2022). Reflections on the human-algorithm complex duality perspectives in the auditing process. *Qualitative Research in Accounting & Management*, 31. <https://doi.org/10.1108/QRAM-04-2021-0059>
- Vasarhelyi, M. A., Alles, M., Kuenkaikaew, S., & Little, M. (2012). The acceptance and adoption of continuous auditing by internal auditors: A micro analysis. *International Journal of Accounting Information Systems*, 13(3), 267–281. <https://doi.org/10.1016/j.accinf.2012.06.011>
- Westland, J. C. (2020). Predicting credit card fraud with Sarbanes-Oxley assessments and Fama-French risk factors. *Intelligent Systems in Accounting, Finance and Management*, 27(2), 95–107. <https://doi.org/10.1002/isaf.1472>
- Zhang, C. (Abigail). (2019). Intelligent Process Automation in Audit. *Journal of Emerging Technologies in Accounting*, 16(2), 69–88. <https://doi.org/10.2308/jeta-52653>

**Endereço dos Autores:**

R. Mal. José Inácio da Silva, 355 - Passo d'Areia, CEP: 90520-280  
Porto Alegre – RS - Brasil