

## **EXPLORANDO OS FATORES QUE LEVAM A DELEGAÇÃO DE TAREFAS PARA A INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL: UMA REVISÃO SISTEMÁTICA DA LITERATURA**

### **Autoria**

**William Vinicius Marques Correa - [william.vmc Correa@gmail.com](mailto:william.vmc Correa@gmail.com)**

Programa de Pós-Graduação em Controladoria e Contabilidade - PPGCONT / UFRGS - Universidade Federal do Rio Grande do Sul

**Carla Bonato Marcolin - [cbmarcolin@gmail.com](mailto:cbmarcolin@gmail.com)**

FAGEN / UFU - Universidade Federal de Uberlândia

Pós-Doutorado / FGV/EAESP - Fundação Getulio Vargas - Escola de Administração de Empresas de São Paulo

### **Resumo**

Este artigo apresenta como objetivo identificar a relação de delegação para inteligência artificial no contexto da auditoria. A metodologia utilizada foi de abordagem mista e descritiva, operacionalizada por meio de uma revisão sistemática da literatura. A revisão inclui 39 artigos publicados nas bases de dados Web of Science e Scopus, que foram coletados no mês de outubro de 2021. A análise dos resultados teve como apoio Biblioshine, para as análises bibliométricas, além da análise de conteúdo, com suporte no Nvivo12. O estudo identificou que os auditores utilizam algoritmos de aprendizado de máquina, redes neurais, aprendizado profundo e processamento robótico automático, para diferentes tipos de tarefas, que podem ser rotineiras ou não. Identificou-se ainda que há uma lacuna na literatura quanto ao uso de inteligência artificial pela função da auditoria interna. Este estudo contribui para a literatura de adoção e uso de tecnologias emergentes por auditores, além de trazer um panorama geral das publicações que abordaram a relação de delegação para a inteligência artificial na auditoria. Como contribuição social, os resultados demonstram a necessidade de novas competências do profissional de auditoria mostrando o impacto que pode ter no futuro da profissão.

## EXPLORANDO OS FATORES QUE LEVAM A DELEGAÇÃO DE TAREFAS PARA A INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL: UMA REVISÃO SISTEMÁTICA DA LITERATURA

### RESUMO

Este artigo apresenta como objetivo identificar a relação de delegação para inteligência artificial no contexto da auditoria. A metodologia utilizada foi de abordagem mista e descritiva, operacionalizada por meio de uma revisão sistemática da literatura. A revisão inclui 39 artigos publicados nas bases de dados *Web of Science* e *Scopus*, que foram coletados no mês de outubro de 2021. A análise dos resultados teve como apoio *Biblioshine*, para as análises bibliométricas, além da análise de conteúdo, com suporte no Nvivo12. O estudo identificou que os auditores utilizam algoritmos de aprendizado de máquina, redes neurais, aprendizado profundo e processamento robótico automático, para diferentes tipos de tarefas, que podem ser rotineiras ou não. Identificou-se ainda que há uma lacuna na literatura quanto ao uso de inteligência artificial pela função da auditoria interna. Este estudo contribui para a literatura de adoção e uso de tecnologias emergentes por auditores, além de trazer um panorama geral das publicações que abordaram a relação de delegação para a inteligência artificial na auditoria. Como contribuição social, os resultados demonstram a necessidade de novas competências do profissional de auditoria mostrando o impacto que pode ter no futuro da profissão.

Palavras-chaves: Inteligência artificial. Aprendizado de Máquina. Auditoria. Delegação. Tecnologias emergentes.

### 1 INTRODUÇÃO

A transformação digital está mudando o desenho da execução de tarefas, principalmente no que tange ao impacto do uso de inteligências artificiais por diferentes atores (Frey & Osborne, 2017). Os profissionais podem ter suas atividades suportadas ou automatizadas por estas tecnologias emergentes (Andreassen, 2020; Benbya et al., 2021), ou seja, a inteligência artificial pode ser uma aliada no processo de tomada de decisão, atuando também como um suporte para a realização de tarefas manuais (Benbya et al., 2021; Moll & Yigitbasioglu, 2019).

A inteligência artificial pode afastar os auditores das tarefas manuais e intensivas e dar mais tempo para aplicar suas habilidades técnicas em tarefas que exigem uma avaliação mais crítica (Kend & Nguyen, 2020). A inteligência artificial pode ainda eliminar erros humanos que geralmente são difíceis de encontrar, reduzindo assim a responsabilidade do profissional e liberando tempo para o desempenho de um papel mais consultivo (Abdi et al., 2021; Sutton et al., 2016). Embora a delegação ocorra em nível de tarefa, a responsabilidade pelos controles internos da companhia é do agente dono do processo delegado, não do robô (Baird & Maruping, 2021; Kokina & Blanchette, 2019).

As firmas de auditoria externa e os auditores internos também são impactados por estas tecnologias. De um lado, os auditores precisam garantir que as informações divulgadas ao mercado são confiáveis e do outro, o sistema e ambiente de controles internos da companhia precisa ser auditável (Dyball & Seethamraju, 2021). Para isso, auditores precisam possuir conhecimento suficiente na auditoria de processos de negócios cada vez mais digitalizados (Betti & Sarens, 2021).

Entre as aplicabilidades da inteligência artificial, os auditores podem construir modelos de classificação baseados em aprendizado de máquina, para predição de potenciais empresas fraudulentas (Hooda et al., 2020); utilizar de modelagem de texto (*topic modelling*), para avaliar se o conteúdo do relatório de performance da auditoria (Ahonen & Koljonen, 2020); e uso de inteligência artificial, para análise de registros contábeis (Damerji & Salimi, 2021). Com o

auxílio do aprendizado profundo, tarefas de auditoria, como revisão de contratos, processamento de documentos e análise de demonstrações financeiras, podem ser automatizadas (Issa et al., 2016).

A delegação ocorre quando há a transferência de responsabilidade ou direito de determinada tarefa ou resultado, para outro agente (Baird & Maruping, 2021). Embora a delegação de determinada tarefa possa ocorrer, a responsabilidade da tomada de decisão não pode ser delegada (Baird & Maruping, 2021). O auditor que delega uma tarefa de previsão e/ou detecção para um aprendizado de máquina, estará transferindo a responsabilidade pela execução da tarefa e não a responsabilidade pelos resultados gerados (Correa et al. 2021). Ademais, nem toda tarefa ou etapa da tarefa pode ser delegada, como exemplo, as máquinas dependem do humano quando heurísticas de decisão subconsciente são necessárias para avaliar os resultados de uma decisão, ou seja, quando há a necessidade de julgamento profissional (Jarrahi, 2018).

A delegação de tarefas para algoritmos pode ocorrer a partir da automatização, suporte ou como ampliação da capacidade (*augment*) na tomada de decisão (Benbya et al., 2021). A automatização de tarefas estruturadas pode ser realizada por automatização robóticas de processos (RPA) e para tarefas não estruturadas ou semiestruturadas, a combinação de RPA com inteligência artificial pode suprir esta demanda (Kokina & Blanchette, 2019; Kokina & Davenport, 2017; Zhang, 2019). Já ferramentas como aprendizado de máquina e aprendizado profundo podem ser utilizadas em tarefas não estruturadas que ampliam a capacidade do auditor de efetuar análises preditivas acuradas e utilizar estes resultados na tomada de decisão (Ding et al., 2020; Sun, 2019).

No contexto da auditoria, a delegação pode ocorrer quando é utilizado o aprendizado de máquina para avaliar o risco de solvência de uma empresa (Jiang & Jones, 2018), avaliação de crédito com processamento de linguagem natural (Fisher et al., 2016), acessar um sistema corporativo para escrever em banco de dados e na sequência enviar um e-mail a partir da automatização robótica de processos (Kokina & Blanchette, 2019) ou utilizar um algoritmo para avaliar se a personalidade de um executivo pode impactar na avaliação de risco de um cliente (Hrazdil et al., 2020). Ou seja, diversas tarefas poderiam ser delegadas para um algoritmo e assim, o auditor pode usá-las como um suporte na tomada de decisão.

Portanto, dada a necessidade de compreender a extensão do uso de ferramentas de inteligência artificial por auditores, como também a forma que os auditores as incorporam em suas atividades, esse estudo tem por objetivo **identificar a relação de delegação para inteligência artificial no contexto da auditoria**. O objetivo é respondido por meio de uma abordagem mista descritiva, operacionalizada por meio de uma revisão sistemática da literatura de artigos publicados em periódicos relevantes de Contabilidade e de Sistemas de Informação em Contabilidade.

Existe uma lacuna relacionada ao processo de tomada de decisão e como os tomadores de decisões contábeis podem se adaptar para o uso eficaz de técnicas de inteligência artificial e como incorporaram estas técnicas nas análises (Rikhardsson & Yigitbasioglu, 2018; Sutton et al., 2016). Logo, este estudo busca reduzir esta lacuna, identificando tarefas que podem ser delegadas e como o profissional de auditoria pode utilizar os resultados na tomada de decisão. Além disso, apresenta-se para além de uma visão quantitativa e descritiva dos estudos sobre a temática um aprofundamento dos motivos que levam a decisão para automação de tarefas no contexto específico da auditoria, algo necessário conforme destacado no estudo de Korhonen et al. (2020). Corroborando para a diminuição da lacuna de pesquisa apresentada por Baird & Maruping (2021), este estudo contribui ainda com um detalhamento dos mecanismos e fatores de envolvem o processo de delegação de determinada tarefa. Auditores com experiência suficiente em tecnologias de análise de dados podem conduzir a digitalização da profissão de uma perspectiva conceitual e análises qualitativas e quantitativas são necessárias em maior profundidade (Krieger et al., 2021).

Este estudo contribui para a literatura de adoção e uso de tecnologias emergentes por auditores, além de trazer um panorama geral das publicações que abordaram a relação de delegação para a inteligência artificial na auditoria e identificando tarefas que podem ser delegadas para inteligência artificial (Correa et al., 2021; Fisher et al., 2016; Gray et al., 2014; Moll & Yigitbasioglu, 2019; Rikhardsson & Yigitbasioglu, 2018; Sutton et al., 2016; Tiron-Tudor & Deliu, in press). Como contribuição prática, pesquisadores podem usar os resultados para pesquisas futuras em delegação e inteligência artificial e, no ambiente corporativo, os auditores podem tomar uma decisão mais efetiva no processo de delegação de tarefas, identificando agentes de inteligência artificial que podem ser usados na auditoria e características de tarefas que podem ser delegadas. Como contribuição social, os resultados demonstram a necessidade de novas competências do profissional de auditoria, identificando a falta de formação em programação e uso de inteligências artificiais e o impacto que pode ter no futuro da profissão.

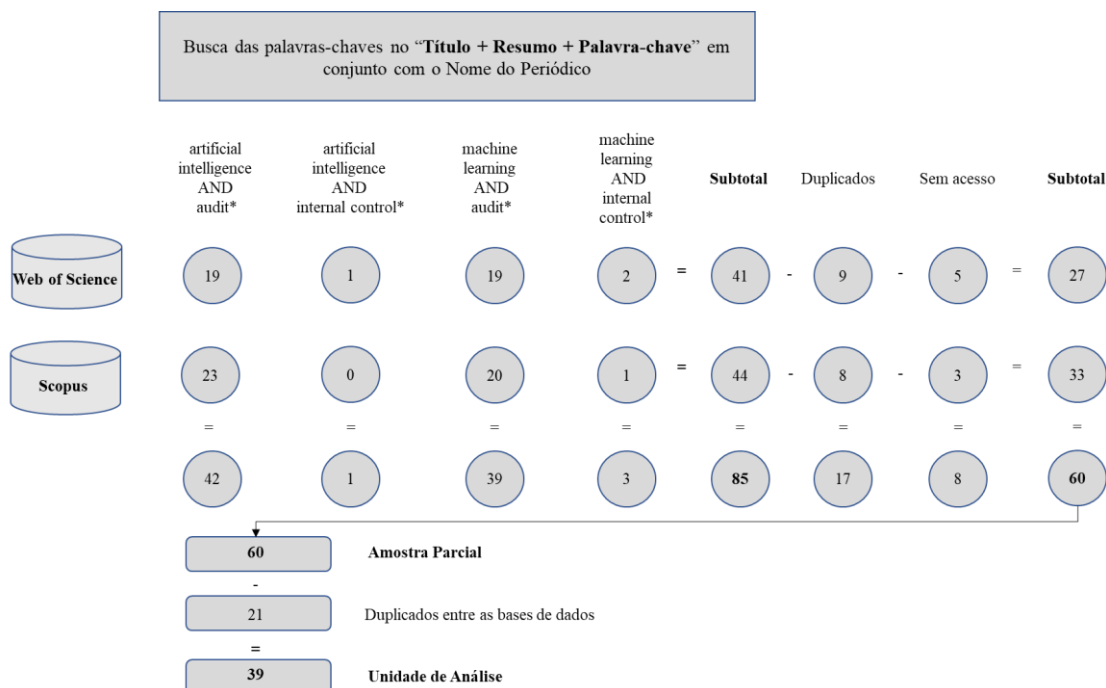
## 2 PROCEDIMENTOS METODOLÓGICOS

Os procedimentos metodológicos adotados neste estudo são de natureza mista e descritiva, pois descrevem as características de uma amostra de artigos sobre a temática de estudo. Em relação aos procedimentos técnicos, trata-se de uma revisão sistemática de literatura uma vez que visa identificar evidências sobre a questão de pesquisa no corpus textual, que se enquadraram nos critérios de inclusão e exclusão (Snyder, 2019).

Os dados foram coletados em outubro de 2021, diretamente das bases de dados *Web of Science* e *Scopus*. As bases foram selecionadas devido a relevância para a área científica de Ciências Sociais Aplicadas (Lamboglia et al., 2021; Wanyama et al., 2021). Para a busca, a fim de capturar todas as variações possíveis de auditoria, utilizou-se um caractere curinga na palavra (*audit\**) e foi adicionada ainda a expressão de controle interno (*internal control\**). A expressão "*internal control*" foi adicionada, pois a função da auditoria interna também pode ser compreendida por controles internos (Kokina & Blanchette, 2019). O parâmetro adicionado ao termo de auditoria e de controles internos foi a extensão booleana "AND" para os termos de aprendizado de máquina e inteligência artificial. O termo aprendizado de máquina foi adicionado como termo de busca, pois é frequentemente considerado como um subnível da inteligência artificial (Borges et al., 2021; Fisher et al., 2016; Sun, 2019; Sutton et al., 2016). Portanto, as combinações booleanas consideradas na pesquisa foram: "(*artificial intelligence*" OR "*machine learning*") AND (*audit\** OR *internal control\**)".

Além das palavras-chaves, foi adicionado no campo de pesquisa o nome dos periódicos de Contabilidade e de Sistemas de Informação em Contabilidade, com o propósito de apresentar artigos publicados e relevantes para a área. Os periódicos foram extraídos do ranking da *Academic Journal Guide* (AJG 2021, publicado pela CABS – *Chartered Association of Business School*, charteredabs.org), dado que estes são considerados relevantes para a área de Ciências Sociais Aplicadas (Wanyama et al., 2021).

As buscas dessas combinações foram realizadas no idioma em inglês, com o parâmetro dessas palavras estarem presentes no campo do "Título", "Palavras-chaves" e "Resumo" em conjunto com o nome do periódico. A Figura 1 detalha esses procedimentos iniciais e os outros procedimentos tomados para se chegar às unidades de análise.



**Figura 1.** Procedimento de coleta de dados

Conforme apresentado na Figura 1, é possível verificar a síntese da aplicação do protocolo de pesquisa e os quantitativos identificados a cada procedimento até obter-se as unidades de análise. A busca primária realizada na base de dados retornou 85 artigos no total, dos quais 41 são da *Web of Science* e 44 da *Scopus*. Após a exclusão inicial dos artigos duplicados, com o total de 17 artigos, procedeu-se para a coleta desses arquivos no meio digital. Nesta etapa, 8 artigos não foram encontrados, que por sua vez, foram excluídos da análise. Logo, restaram 60 artigos. Ao unificar os artigos das bases *Web of Science* e *Scopus*, excluiu-se 21 artigos que estavam duplicados em ambas as bases. No final restaram 39 artigos que foram utilizados como unidade de análise.

A análise dos artigos foi dividida em duas etapas: 1) análise bibliométrica e, 2) análise de conteúdo. A análise bibliométrica foi efetuado com o suporte do *Biblioshiny* que é um aplicativo *web* de interface do *Bibliometrix*. A análise de conteúdo foi realizada com o suporte do aplicativo Nvivo12 com análise *data-driven*, pois as categorias foram criadas com base no conteúdo dos artigos da amostra analisada.

Um arquivo em Excel com as referências foi importado no aplicativo *Biblioshiny* para a análise bibliométrica dos 39 artigos. Já os PDFs gerados dos artigos foram importados para o software Nvivo12 a fim de auxiliar as codificações e categorizações a partir da análise de conteúdo. Por fim, destaca-se que categorias finais foram estruturadas a partir dos estudos coletados e analisados, observando a frequência de palavras e termos. Assim, a seguir apresenta-se a seção de análise dos dados, inicialmente apresentado o perfil dos estudos a partir da análise bibliométrica e posteriormente a análise de conteúdo.

### 3 ANÁLISE E DISCUSSÃO DOS DADOS

Esta seção apresenta uma descrição do perfil geral dos artigos analisados, bem como a análise e discussão dos dados. Adicionalmente, foi realizada as categorizações e análise dos dados com o intuito de responder ao objetivo proposto no estudo.

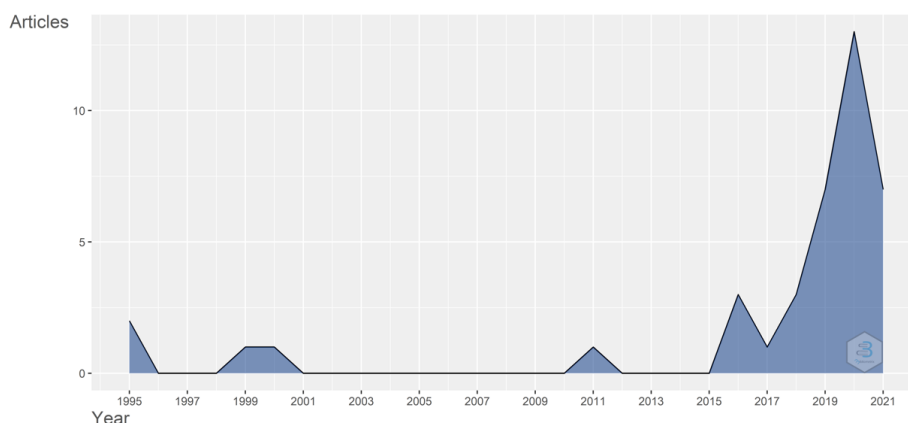
### 3.1 Descrição do perfil dos artigos

Em relação ao período de publicação dos artigos analisados e seus locais de publicação, pode-se perceber uma variedade de 23 periódicos. A Tabela 1 apresenta a lista dos periódicos em que houve publicação sobre o tema de análise.

Periódico	Nº de Artigos	AJG	Periódico	Nº de Artigos	AJG
<i>International Journal of Accounting Information Systems</i>	4	2	<i>International Journal of Accounting and Information Management</i>	1	2
<i>Journal of Emerging Technologies in Accounting</i>	4	1	<i>Journal of Accounting and Economics</i>	1	4*
<i>Accounting Education</i>	3	2	<i>Journal of Accounting and Organizational Change</i>	1	2
<i>EDPACS</i>	3	1	<i>Journal of Accounting and Public Policy</i>	1	3
<i>Intelligent Systems in Accounting Finance &amp; Management</i>	3	1	<i>Journal of Accounting Education</i>	1	2
<i>Managerial Auditing Journal</i>	3	2	<i>Journal of Accounting Research</i>	1	4*
<i>Accounting and Finance</i>	2	2	<i>Journal of Business Finance &amp; Accounting</i>	1	3
<i>Review of Accounting Studies</i>	2	4	<i>Journal of Information Systems</i>	1	1
<i>Accounting Horizons</i>	1	3	<i>Journal of International Accounting Auditing and Taxation</i>	1	3
<i>Accounting Research Journal</i>	1	2	<i>Journal of Islamic Accounting and Business Research</i>	1	1
<i>Auditing - A Journal of Practice &amp; Theory</i>	1	3	<i>Journal of Public Budgeting, Accounting and Financial Management</i>	1	2
<i>Australian Accounting Review</i>	1	2			
<b>Total</b>				<b>39</b>	

**Tabela 1.** Lista de publicações por periódicos

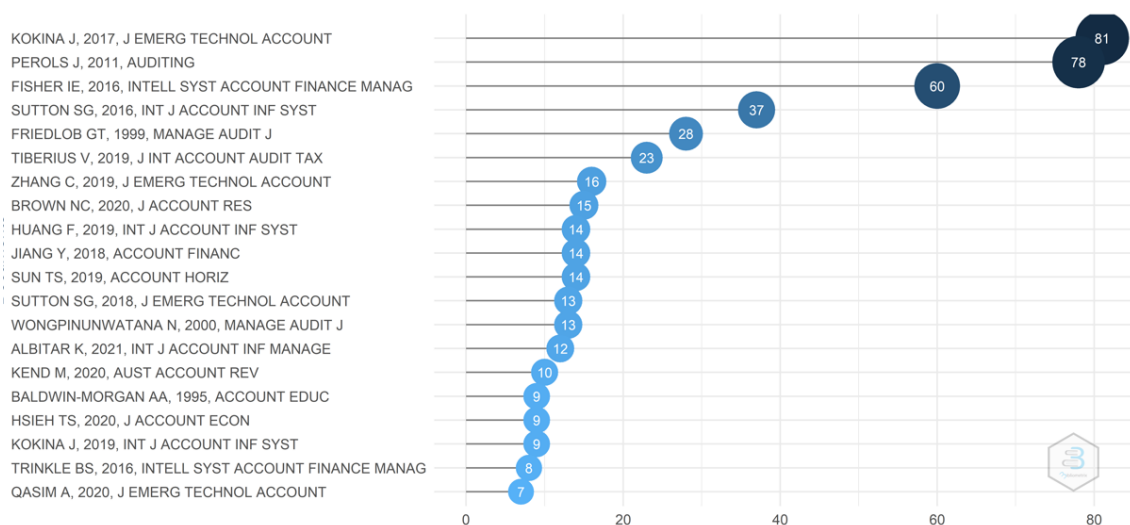
Em relação ao período de publicação dos artigos, a Figura 2 apresenta que o pico de publicações nos periódicos selecionados ocorreu no ano de 2020, com 13 artigos publicados. Este maior volume pode ser observado em virtude da chamada de mais pesquisas no âmbito de inteligência artificial e auditoria (Rikhardsson & Yigitbasioglu, 2018; Moll & Yigitbasioglu, 2019; Sutton et al., 2016).



**Figura 2.** Publicações ao longo do tempo

As publicações nos periódicos de Contabilidade do tema de inteligência artificial e aprendizado de máquina na auditoria iniciaram em 1995. Este fator se observa pois até o final da década de 1990, o uso de sistemas especialistas era o foco das pesquisas no campo contábil (Sutton et al., 2016). Tanto os sistemas especialistas quanto as redes neurais foram as primeiras aplicações de inteligência artificial na auditoria (Baldwin-Morgan, 1995; White, 1995). Esta análise permite identificar os artefatos de SI que eram relevantes e usados na área, até aquele período.

A Figura 3 apresenta os 20 artigos mais relevantes da área, considerando o total de citações por artigos. O número de citações mostra a popularidade e influência dos artigos na comunidade científica.



**Figura 3.** Artigos mais citados

Ao analisar os artigos mais citados é possível identificar algumas relações entre auditoria e inteligência artificial. Os estudos mais citados tratam de estudos teóricos (Fisher et al., 2016; Friedlob & Schleifer, 1999; Kokina & Davenport, 2017; Sun, 2019; Sutton et al., 2016; Zhang, 2019). O uso de inteligência artificial contempla atividades e tarefas no contexto da função do auditor externo, com o emprego de inteligências artificiais para o suporte da tomada de decisão ou na automação de tarefas repetitivas (Kokina & Davenport, 2017; Sutton et al., 2016), na detecção e previsão de fraudes (Fisher et al., 2016; Perols, 2011) e identificação de informações incorretas divulgadas de forma intencional (Brown et al., 2020).

Identificou-se a aplicação de lógica difusa, que também é empregada em inteligências artificiais, como em redes neurais, para a mensuração e gestão de riscos em ambiente de incerteza (Friedlob & Schleifer, 1999). A simulação do uso de automação de processos inteligentes (IPA) na avaliação de um produto comercializado, foi realizado como se fosse uma atividade da função da auditoria interna (Zhang, 2019). A colaboração entre diferentes áreas internas da organização, como o departamento contábil, financeiro, de TI e de auditoria interna, torna o processo de automação de uma tarefa mais efetiva (Kokina & Blanchette, 2019).

Nos estudos mais citados identificou-se o uso de alguns artefatos como IPA que é uma combinação da automação robótica de processos (RPA) com inteligência artificial (Zhang, 2019); algoritmos de aprendizado de máquina como o *TreeNet Gradient Boosting Machine*, que é um algoritmo utilizado para investigações empíricas de alta dimensão (Jiang & Jones, 2018); o *Latent Dirichlet Allocation* (LDA) que é um algoritmo não supervisionado que usa a distribuição de palavras entre documentos para classificar e quantificar temas (Brown et al.,

2020); árvore de decisão, *support vector machine* (SVM), regressão linear, redes neurais e *ensemble method* - combinação de diferentes algoritmos - (Perols, 2011).

A Figura 4 demonstra a frequência das 50 palavras-chaves mais usadas pelos autores. Como a análise de conteúdo é *Data-driven*, ou seja, os dados que direcionam as categorizações, efetuou-se a leitura dos 39 artigos e utilizou-se como codificação inicial a frequência das palavras-chaves para suporte e direcionamento. Assim, chegou-se as categorias, com base nas revisões efetuadas.



Figura 4. Nuvem de palavras-chaves

Ao avaliar a nuvem de palavras identificou-se que as palavras mais frequentes tratam do objeto de estudo, como inteligência artificial (*artificial intelligence*), aprendizado de máquina (*machine learning*) e auditoria (*audit*). As demais palavras serão exploradas no decorrer das próximas seções, com as categorias Educação e treinamento, Adoção e uso de inteligência artificial, Delegação e as suas subcategorias de Automação, Suporte e Ampliação da capacidade.

### 3.2 Educação e treinamento

Desde a década de 90 já se mostrava a relevância da formação e preparação em ferramentas de inteligência artificial, nos cursos de Contabilidade. Assim, esta formação permitiria que estes profissionais pudessem estar melhor preparados para o mercado de trabalho (Baldwin-Morgan, 1995; White, 1995). As pesquisas eram focadas em tecnologias classificadas como sistemas especialistas e redes neurais (Baldwin-Morgan, 1995; Sutton et al., 2016; White, 1995). Hoje o foco aponta para a preparação dos estudantes em tecnologias emergentes como aprendizado de máquina, processamento de linguagem natural (NLP), *data analytics*, *blockchain* e automação de processos robóticos, em conjunto com outras técnicas de inteligência artificial (Huang & Vasarhelyi, 2019; Kend & Nguyen, 2020; Krieger et al., 2021; Qasim & Kharbat, 2020; Singhvi et al., 2021; Sutton et al., 2016).

Novas habilidades são cada vez mais requeridas para a formação do auditor, como treinamento em estatística, *data analytics*, programação em R, e habilidades básicas de aprendizado de máquina para aplicação em dados estruturados e não estruturados (Qasim & Kharbat, 2020; Sun, 2019; Sutton et al., 2016). O currículo dos cursos de Contabilidade pode ser redesenhado com o propósito de preparar estes profissionais. Logo, poderia ser realizada a



aplicação prática de diferentes técnicas e algoritmos, concomitante com as disciplinas, como exemplo, aprender os princípios de contabilidade financeira, com a aplicação de inteligência artificial, *blockchain* e *data analytics* (Qasim & Kharbat, 2020). Um outro estudo já havia sugerido a inclusão de uma quantidade mínima de 150 horas, para a formação dos estudantes em inteligência artificial (White, 1995). Ademais, casos de ensino que simulem a aplicação e uso de ferramentas de inteligência artificial podem ser um aliado no aprendizado dos estudantes, pois assim, conseguem ver a aplicação prática (Gross et al., 2020; Singhvi et al., 2021). Se propõe para pesquisas futuras que sejam efetuados estudos empíricos com estudantes e egressos dos cursos de Contabilidade com o propósito de identificar se estes profissionais tiveram formação suficiente em técnicas de inteligência artificial no decorrer do curso.

### 3.3 Adoção e uso de inteligência artificial

Algumas discussões ensejam a adoção e o uso de inteligência artificial. Quando o uso destas técnicas é voluntário, a adoção tende ser mais lenta (Kend & Nguyen, 2020). Em relação as habilidades necessárias, como alguns profissionais precisam aprender a programar (Sun, 2019; Sutton et al., 2016), o uso e adoção pode ser restringido a profissionais que possuam estas competências. Uma alternativa seria o suporte de especialistas de outras áreas, como em tecnologia, que podem apoiar o auditor na implementação e uso destas técnicas (Krieger et al., 2021). A complexidade e estrutura da tarefa (Wongpinunwatana et al., 2000; Zhang, 2019) também são fatores que impactam na adoção. Mesmo o seu uso pode gerar discussões junto aos demais agentes, visto que muitos destes artefatos ainda são considerados *black boxes*, devido à dificuldade de entender como estes algoritmos tomam decisões (Kokina & Davenport, 2017; Trinkle & Baldwin, 2016). A adoção de algumas inteligências artificiais, como o aprendizado e máquina (ML) e o aprendizado profundo (DL), podem ser mais difíceis devido ao seu grau de complexidade (Sun, 2019).

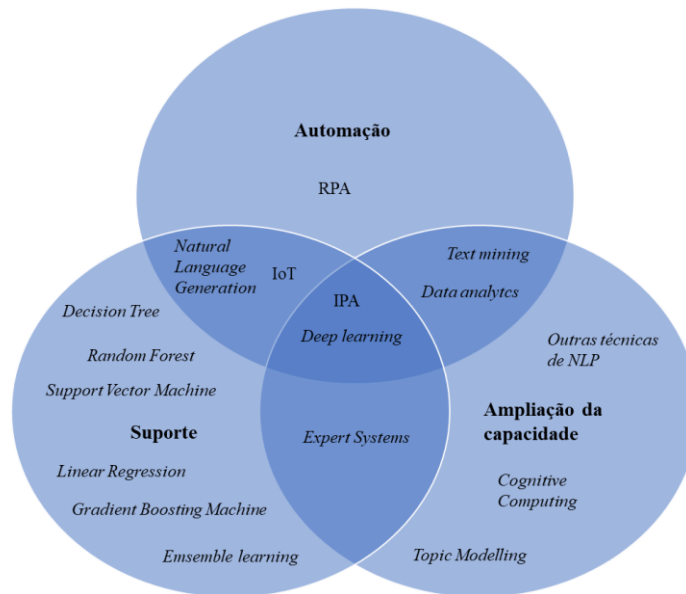
A implementação de técnicas de inteligência artificial pode envolver custos significativos, como na aquisição dos softwares, treinamento aos colaboradores e manutenção destas ferramentas (Aboud & Robinson, 2020; Zhang, 2019). O regulador também possui um papel importante neste processo, pois ele pode desenvolver um mecanismo de compartilhamento de informações, preservando a segurança e privacidade dos dados. Este mecanismo ajuda a reduzir o custo na adoção de técnicas de inteligência artificial, pois as firmas de auditoria externa poderiam compartilhar e usar estas informações (Sun, 2019). Por mais que o custo inicial de implementação pode ser alto, a companhia ao longo do tempo pode recuperar estes custos, com a redução do custo laboral pela automatização (Roszkowska, 2021).

Dependendo da estrutura da tarefa, o agente pode automatizá-la, utilizar alguma ferramenta para suportar a tomada de decisão, ou mesmo, ampliar a capacidade de tomada de decisões mais acuradas. A Tabela 2 apresenta as tarefas que podem ser delegadas para diferentes artefatos de SI de inteligência artificial.

Tarefa	Característica	Frequência	Técnica/Ferramenta	Classificação
Emissão e envio de documentos	Estruturada	Rotineira	<i>Robotic Process Automation (RPA)</i>	Automação
Reconciliação contábil	Estruturada	Rotineira	<i>Robotic Process Automation (RPA)</i>	Automação/Suporte
Cálculo com parâmetros definidos	Estruturada	Rotineira	<i>Robotic Process Automation (RPA)</i>	Automação/Suporte
Cálculo de estimativas	Semiestruturada	Rotineira	<i>Robotic Process Automation (RPA)/Linear Regression/Machine learning: Random Forest/Machine learning: Gradient Boosting Machine/Artificial neural network</i>	Automação/Suporte
Contagem de estoques	Não estruturada	Rotineira e não rotineira	<i>IoT/RPA/Deep learning/Machine learning</i>	Automação/Suporte
Deteção e predição de fraude e de riscos	Não estruturada	Rotineira e não rotineira	<i>Data mining/Finacial ratio analysis/Benford's Law/Beneish M-Score/Machine learning: Logistic Regression/Machine learning: Decision Tree/Machine learning: Support Vector Machine/Text Mining/Deep learning/Natural Language Processing/Cognitive Assistant/AI-infused bots</i>	Suporte/Ampliação da capacidade
Deteção de padrões e mudanças no conteúdo do relatório	Não estruturada	Não rotineira	<i>Topic Modelling: Latent Dirichlet Allocation/Text mining: Knowledge based/Text mining: Statistical/Text mining: machine learning</i>	Suporte e Ampliação da capacidade
Predição de fraqueza nos controles internos	Não estruturada	Não rotineira	<i>Deep learning</i>	Ampliação da capacidade
Identificação de anomalias	Semiestruturada	Não rotineira	<i>Machine learning</i>	Suporte
Análise dos dados transcritos e em áudio	Não estruturada	Não rotineira	<i>Deep learning/Cognitive Computing/Deep learning</i>	Ampliação da capacidade
Identificação de erros divulgados de forma intencional	Não estruturada	Não rotineira	<i>Topic Modelling: Latent Dirichlet Allocation/Artificial neural network</i>	Suporte e Ampliação da capacidade
Geração de relatórios	Não estruturada	Não rotineira	<i>Natural Language Generation (NLG)</i>	Automação/Suporte

**Tabela 2.** Lista de tarefas que podem ser delegadas para algoritmos

Conforme apresentado, há uma variedade de algoritmos que podem ser utilizados, dependendo da finalidade do agente humano. A partir da análise dos artigos foi elaborada a Figura 5, que apresenta uma síntese destes artefatos identificados na literatura e possibilidade de aplicações. Esta síntese considera, o objetivo de uso do agente humano e a estrutura da tarefa a ser realizada.



**Figura 5.** Algoritmos utilizados para delegação de tarefas

### 3.4 Delegação

As próximas seções apresentam os três diferentes tipos de delegação de tarefas, visto que conforme o propósito, o agente humano pode: efetuar a automação de uma tarefa; utilizar diferentes algoritmos para suportar uma tarefa; ou ampliar a capacidade de tomada de decisão.

#### 3.4.1 Automação

A automação de tarefas no ambiente de auditoria, permite que procedimentos amostrais sejam substituídos, pois os algoritmos permitem que seja testado um grande volume de dados, ou seja, a população (Kokina & Blanchette, 2019; Zhang, 2019). A estrutura das tarefas está diretamente relacionada a esta decisão, pois tarefas não cognitivas, com regras bem definidas e dados estruturados, podem ser desempenhadas com maior acuracidade por uma RPA, que por um humano (Huang & Vasarhelyi, 2019; Kokina & Blanchette, 2019; Kokina & Davenport, 2017). Entre os tipos de tarefa que podem ser delegados estão, a manutenção e atualização de limite de crédito de clientes, o processamento de pagamento e identificação de pagamento duplicados (Kokina & Blanchette, 2019). Cálculos mais padronizado com parâmetros definidos, como comissões e garantias, também podem ser realizados por uma RPA (Kokina & Blanchette, 2019).

Algumas tarefas podem envolver mais de uma etapa, em que uma das etapas pode ser realizada de forma automatizada e outra exigir a necessidade do uso de inteligência artificial (Singhvi et al., 2021; Sun, 2019; Zhang, 2019). Como exemplo, o envio de faturas aos clientes realizada por RPA, e a validação desta fatura a fim de identificar algum risco de fraude, ser realizado por *deep learning* (Alles & Gray, 2020; Kokina & Blanchette, 2019; Sun, 2019).

Alguns estudos já apontam que a inteligência artificial não vai substituir a função do auditor e, sim, ela servirá com suporte na tomada de decisão (Cangemi & Taylor, 2018; Sutton et al., 2016, Sutton et al., 2018; Zhang, 2019). Com a delegação destas tarefas que antes eram realizadas manualmente, o auditor pode ter tempo para atividades mais cognitivas (Zhang, 2019). Tarefas como a interpretação de imagens escaneadas, falta de integração com o reconhecimento óptico de caracteres (OCR) e requerimento de julgamento profissional, podem ser uma barreira para a automatização (Kokina & Blanchette, 2019). Com a utilização de RPA,

os auditores podem testar toda a população de bases de dados, como contas a receber e contas a pagar, como também validar os controles internos da companhia (Huang & Vasarhelyi, 2019).

### 3.4.2 Suporte

Ao delegar determinada tarefa a um algoritmo, o auditor precisa participar efetivamente da decisão de todas as etapas realizadas pelo artefato de SI (Sun, 2019). Ainda em diversas tarefas são indicado o uso concomitante de diversas ferramentas, como exemplo, uso de internet das coisas (IoT) para contagem de estoques de produtos (Kokina & Davenport, 2017; Roszkowska, 2021; Zhang, 2019), da RPA para a reconciliação contábil (Kokina & Blanchette, 2019; Zhang, 2019), de aprendizado de máquina para o cálculo de probabilidade de um cliente ir à falência (Jiang & Jones, 2018) ou o uso de uma rede neural para análise de crédito (Trinkle & Baldwin, 2016).

Os algoritmos de aprendizado de máquina detectam padrões complexos em um conjunto de dados, selecionam as melhores variáveis e descobrem combinações adequadas com o propósito de fazer previsões mais acuradas (Bertomeu et al., 2021). Ao analisar os artefatos de SI, identificou-se diferentes algoritmos que podem ser aplicados, dependendo da estrutura da tarefa. Como exemplo, a utilização e comparação de diferentes algoritmos de aprendizado de máquina como o SVM, *Decision Tree*, *Random Forest*, *Gradient Boosting Machine*, além de compará-los com algoritmos estatísticos, como a regressão linear e logística. Estes algoritmos foram aplicados para a predição e detecção de risco de fraude, troca de firmas de auditoria, melhorar diretamente a estimativa de um saldo contábil, reduzindo os erros intencionais e não intencionais e poder fornecer sinais de alerta antecipado de distorções (Bertomeu et al., 2021; Ding et al., 2020; Hunt et al., 2021; Perols, 2011; Westland, 2020).

### 3.4.3 Ampliação da capacidade

Os algoritmos também podem ampliar a capacidade de tomada de decisão. Tarefas que requerem o julgamento e ceticismo profissional, como a avaliação de risco de auditoria, avaliação de estimativas, o auditor pode utilizar como apoio estas técnicas a fim de tomar decisões mais acuradas (Zhang, 2019). O *text mining* e *topic modelling* foram utilizados em dados não estruturados, como os contratos de auditoria, documentações fornecidas pela companhia e relatórios emitidos por reguladores (Ahonen & Koljonen, 2020; Brown et al., 2020; Chang & Stone, 2019; Tlemsani et al., 2020). A utilização destas ferramentas foi realizada para análise do tamanho da firma da auditoria na legibilidade da proposta, se as companhias estão em conformidade com determinada legislação e na detecção de erros (Ahonen & Koljonen, 2020; Brown et al., 2020; Chang & Stone, 2019; Tlemsani et al., 2020). O LDA foi utilizado para analisar o conteúdo integral do formulário 10-K do período de 1994 até 2012 a fim de identificar padrões na divulgação incorreta de forma intencional, para isso, buscou-se no formulário as palavras fraude ou irregularidade, se a reapresentação foi devido a uma investigação pela SEC e se havia a presença de alguma investigação independente relacionada a reapresentação (Brown et al., 2020).

Já outras ferramentas de *natural language processing* (NLP) podem ser usadas para predição de falências, análise e revisão de contratos, detecção de fraude e análise de sentimentos (Fisher et al., 2016; Sun, 2019; Zhang, 2019). *Cognitive computing* como o IBM Watson Personality Insights foi usado para processar a transcrição das sessões de perguntas e respostas de teleconferências realizadas por CEO e CFO de companhias locais dos Estados Unidos e analisar se determinadas características de executivos podem influenciar na avaliação de risco pela auditoria externa (Hrazdil et al., 2020). O *TreeNet Gradient Boosting Machine*, um algoritmo de aprendizado de máquina, útil para investigações empíricas de alta dimensão foi

usado tanto para predição de falências de empresas da China (Jiang & Jones, 2018) quanto para identificar e prever fatores que influenciam os impactos da citação, identificando que o campo de auditoria possui uma relação negativa ao impacto de citação (Jones & Alam, 2019).

### 3.5 Direções para pesquisas futuras

Esta seção discute oportunidades para pesquisas futuras identificadas durante a síntese da literatura. A Figura 7 fornece um resumo das direções importantes identificadas e está organizada de acordo com as categorias mais amplas discutidas na seção de análise e discussão dos resultados do artigo.

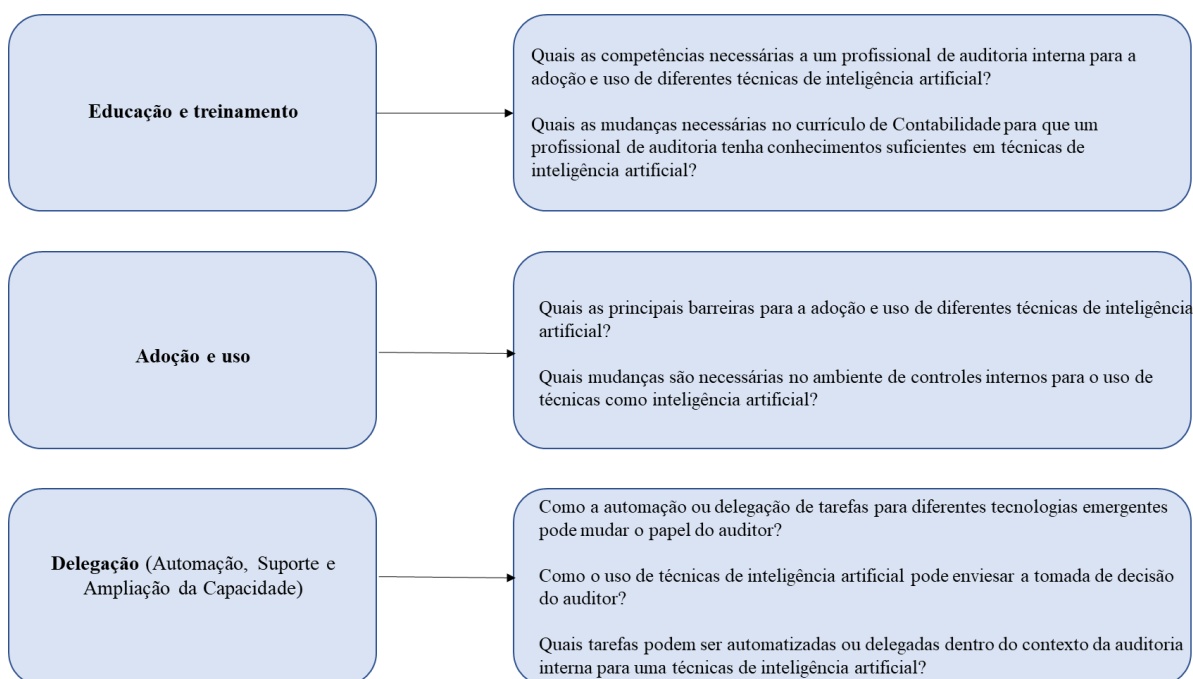


Figura 7. Direcionamento para pesquisas futuras

Dos 39 artigos analisados, 21 tratam de estudos teórico-empíricos. Logo, percebe-se a necessidade de mais estudos empíricos que identifiquem a relação de delegação de tarefas para inteligência artificial. Entre os instrumentos de coleta, identificou-se o uso de questionários, entrevistas e experimentos utilizados para avaliar o uso ou adoção de inteligências artificiais para a previsão de fraude; os impactos da digitalização na profissão, uso de *data analytics*, além de outras tecnologias emergentes (Aboud & Robinson, 2020; Damerji & Salimi, 2021; Kend & Nguyen, 2020; Krieger et al., 2021; Tiberius & Hirth, 2019; White, 1995; Wongpinunwatana et al., 2000).

Em uma pesquisa realizada na Austrália, identificou-se que ainda não há a adoção efetiva de técnicas de inteligência artificial, mas que há um movimento por parte das instituições de ensino para a preparação e formação dos estudantes de Contabilidade (Kend & Nguyen, 2020). Logo, sugere-se que seja investigado se este movimento pode estar ocorrendo com instituições de ensino de outras regiões. Se propõe ainda para pesquisas futuras a realização de estudos empíricos com estudantes e egressos dos cursos de Contabilidade com o propósito de identificar se estes profissionais tiveram formação suficiente em técnicas de inteligência artificial. Adicionalmente, sugerem-se pesquisas futuras que identifiquem as competências necessárias e as mudanças que poderiam ser realizadas no currículo de Contabilidade (Qasim & Kharbat, 2020; Sun, 2020; Sutton et al., 2016).

Dos estudos que são teóricos, identificou-se que buscam demonstrar as possibilidades de aplicação destes artefatos de SI na profissão, com a proposição de *frameworks*, definindo etapas e tarefas da auditoria externa com a utilização de IPA, *data analytics* e aprendizado profundo (Alles & Gray, 2020; Krieger et al., 2021; Sun, 2019; Zhang, 2019). Identificou-se ainda que os estudos possuem um foco mais abrangente no contexto da auditoria externa, com poucas pesquisas que relacionem a inclusão ou utilização destes artefatos na função da auditoria interna. Dos poucos estudos, identificou-se um que sugere a substituição de atividades executadas pelo comitê de auditoria por robôs combinados com inteligência artificial (Dheeriyaa & Singhvi, 2021). Um outro estudo simula a avaliação de desempenho de um produto com inteligência artificial, como se fosse uma atividade da auditoria interna (Sun, 2019).

Sugere-se ainda, estudo empíricos que identifiquem tarefas no contexto da auditoria interna que podem ser delegadas para inteligências artificiais, pois na auditoria externa, já há estudos com este propósito (Huang & Vasarhelyi, 2019; Sun, 2019; Zhang, 2019). Sugere-se estudos empíricos que analisem se há a adoção efetiva de inteligências artificiais pela função da auditoria interna. Ademais, sugere-se pesquisas que identifiquem as barreiras para adoção e uso de inteligência artificial (Aboud & Robinson, 2020; Zhang, 2019).

#### 4 CONSIDERAÇÕES FINAIS

O presente artigo alcançou o objetivo da pesquisa ao identificar os fatores que levam à delegação ou não de tarefas para inteligência artificial no contexto de auditoria. O objetivo geral foi respondido ao identificar os artefatos de SI de inteligência artificial utilizados no contexto da auditoria e identificar tarefas e processos que podem ser delegados no contexto da auditoria para inteligência artificial. Identificou-se que para tarefas de predição e detecção, os algoritmos de aprendizado de máquina, como o SVM, *Gradient Boosting Machine*, *Random Forest*, *Decision Tree* são os mais utilizados, entretanto, identificou-se que são tarefas que normalmente são executadas pela função da auditoria externa. Sugere-se pesquisas empíricas que busquem identificar os artefatos de inteligência artificial usados pela auditoria interna.

As redes neurais artificiais podem ser usadas para melhorar o modelo de crédito interno das companhias (Trinkle & Baldwin, 2016). O processamento de linguagem natural pode ser empregado para identificar riscos internos da companhia (Fisher et al., 2016). Além destas tecnologias, alguns estudos indicam o uso em conjunto de outras tecnologias emergentes em conjunto com inteligência artificial, como o uso da RPA (Zhang, 2019), Blockchain, contratos inteligentes e Internet das Coisas (Roszkowska, 2021). Entre os fatores identificados, percebeu-se que a formação nos cursos de Contabilidade pode estar sendo deficitária, ou seja, não estar preparando profissionais com habilidades em inteligência artificial. Sugere-se para estudos futuros a validação desta proposição de forma empírica.

Outro fator refere-se ao custo que as companhias tem com a implementação destes softwares e a formação dos profissionais neste tipo de tecnologia (Zhang, 2019). Sugere-se que seja investigado se estes são os principais fatores relacionados ao processo de não adoção de inteligências artificiais. Outra discussão também gira sobre a decisão de automatizar uma tarefa ou no uso destes artefatos como suporte. Alguns estudos já apontam que tarefas rotineiras com atividades bem definidas, podem ser automatizadas, entretanto, as tarefas que exigem julgamento por parte do humano, são suportadas por estas tecnologias (Huang & Vasarhelyi, 2019; Kokina & Davenport, 2017; Sun, 2019).

Este estudo contribui para a literatura de adoção e uso de tecnologias emergentes por auditores, pois preenche uma lacuna ao identificar que ainda não há o uso efetivo destas tecnologias por parte da auditoria interna, além de trazer um panorama geral para a profissão do auditor. Contribui também para as instituições de ensino ao trazer uma visão geral da necessidade de formação e prática profissional do auditor nestas tecnologias emergentes, com

a inclusão de cursos de extensão ou a inclusão destas tecnologias, nas demais disciplinas. Outra contribuição refere-se ao fato deste estudo poder servir como base para a construção de um instrumento de coleta (questionário ou entrevistas) para fornecer evidências empíricas. Como contribuição social, os resultados demonstram a necessidade de novas competências do profissional de auditoria, identificando a falta de formação em programação e uso de inteligências artificiais e o impacto que pode ter no futuro da profissão

Por fim, como limitações dessa pesquisa refere-se a escolha por analisar artigos revisados por pares e publicados em periódicos internacionais, em duas bases de dados, sugerindo-se para pesquisas futuras, a replicação considerando outras bases de dados e eventos científicos relevantes. O presente artigo focou na profissão do auditor, que é o interesse da pesquisa, mas sugere-se para pesquisas futuras a inclusão da análise das demais subáreas da contabilidade, como contabilidade financeira, gerencial, impostos, entre outras. Outra limitação refere-se ao fato de ser uma revisão da literatura, logo, sugere-se pesquisas empíricas que identifiquem os fatores que levam a (não) delegação de uma tarefa para inteligência artificial.

## 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*. 25(2), 11.
- About, 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>
- Ahonen, P., & Koljonen, J. (2020). The contents of the National Audit Office of Finland performance audits, 2001–2016: An interpretive study with computational content analysis. *Journal of Public Budgeting, Accounting & Financial Management*, 32(1), 49–66. <https://doi.org/10.1108/JPBAFM-11-2018-0138>
- Alles, M. G., & Gray, G. L. (2020). Will the Medium Become the Message? A Framework for Understanding the Coming Automation of the Audit Process. *Journal of Information Systems*, 34(2), 109–130. <https://doi.org/10.2308/isys-52633>
- Andreassen, R.-I. (2020). Digital technology and changing roles: A management accountant's dream or nightmare? *Journal of Management Control*, 31(3), 209–238. <https://doi.org/10.1007/s00187-020-00303-2>
- Aria, M., & Cuccurullo, C. (2017). bibliometrix: An R-tool for comprehensive science mapping analysis. *Journal of Informetrics*, 11(4), 959–975. <https://doi.org/10.1016/j.joi.2017.08.007>
- 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>
- Baldwin-Morgan, A. A. (1995). Integrating artificial intelligence into the accounting curriculum. *Accounting Education*, 4(3), 217–229. <https://doi.org/10.1080/09639289500000026>

- 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., 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>
- Borges, A. F. S., Laurindo, F. J. B., Spínola, M. M., Gonçalves, R. F., & Mattos, C. A. (2021). The strategic use of artificial intelligence in the digital era: Systematic literature review and future research directions. *International Journal of Information Management*, 57, 102225. <https://doi.org/10.1016/j.ijinfomgt.2020.102225>
- 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>
- Cangemi, M. P., & Taylor, P. (2018). Harnessing Artificial Intelligence to Deliver Real-Time Intelligence and Business Process Improvements. *EDPACS*, 57(4), 1–6. <https://doi.org/10.1080/07366981.2018.1444007>
- Chang, Y.-T., & Stone, D. N. (2019). Why does decomposed audit proposal readability differ by audit firm size? A Coh-Metrix approach. *Managerial Auditing Journal*, 34(8), 895–923. <https://doi.org/10.1108/MAJ-02-2018-1789>
- Correa, W. V. M., Silva, T. D., Souza, R. B. L., Marcolin, C. B., & Momo, F. S. (2021). Automação de tarefas contábeis por machine learning a luz do framework de delegação para agentes de Sistemas de Informação. Anais do Encontro da Associação Nacional de Pós-Graduação e Pesquisa em Administração, on-line, 45. <http://www.anpad.org.br>
- Damerji, H., & Salimi, A. (2021). Mediating effect of use perceptions on technology readiness and adoption of artificial intelligence in accounting. *Accounting Education*, 30(2), 107–130. <https://doi.org/10.1080/09639284.2021.1872035>
- Dheeriya, P., & Singhvi, M. (2021). A conceptual framework for replacing audit committees with artificial intelligence infused bot. *EDPACS*, 63(3), 1–18. <https://doi.org/10.1080/07366981.2020.1824335>
- 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>



- 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>
- 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>
- Friedlob, G. T., & Schleifer, L. L. F. (1999). Fuzzy logic: Application for audit risk and uncertainty. *Managerial Auditing Journal*, 14(3), 127–137. <https://doi.org/10.1108/02686909910259103>
- 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>
- Gross, A., Hoelscher, J., Reed, B. J., & Sierra, G. E. (2020). The new nuts and bolts of auditing: Technological innovation in inventorying inventory. *Journal of Accounting Education*, 52, 100679. <https://doi.org/10.1016/j.jaccedu.2020.100679>
- Hooda, N., Bawa, S., & Rana, P. S. (2020). Optimizing Fraudulent Firm Prediction Using Ensemble Machine Learning: A Case Study of an External Audit. *Applied Artificial Intelligence*, 34(1), 20–30. <https://doi.org/10.1080/08839514.2019.1680182>
- Hrazdil, K., Novak, J., Rogo, R., Wiedman, C., & Zhang, R. (2020). Measuring executive personality using machine-learning algorithms: A new approach and audit fee-based validation tests. *Journal of Business Finance & Accounting*, 47(3–4), 519–544. <https://doi.org/10.1111/jbfa.12406>
- 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>
- Hunt, J. O. S., Rosser, D. M., & Rowe, S. P. (2021). Using machine learning to predict auditor switches: How the likelihood of switching affects audit quality among non-switching clients. *Journal of Accounting and Public Policy*, 40(5), 106785. <https://doi.org/10.1016/j.jaccpubpol.2020.106785>
- 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. <https://doi.org/10.2308/jeta-10511>
- 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>
- Jiang, Y., & Jones, S. (2018). Corporate distress prediction in China: A machine learning approach. *Accounting & Finance*, 58(4), 1063–1109. <https://doi.org/10.1111/acfi.12432>

- Jones, S., & Alam, N. (2019). A machine learning analysis of citation impact among selected Pacific Basin journals. *Accounting & Finance*, 59(4), 2509–2552. <https://doi.org/10.1111/acfi.12584>
- Kend, M., & Nguyen, L. A. (2020). Big Data Analytics and Other Emerging Technologies: The Impact on the Australian Audit and Assurance Profession. *Australian Accounting Review*, 30(4), 269–282. <https://doi.org/10.1111/auar.12305>
- 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>
- 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>
- Lamboglia, R., Lavorato, D., Scornavacca, E., & Za, S. (2021). Exploring the relationship between audit and technology. A bibliometric analysis. *Meditari Accountancy Research*, 29(5), 1233–1260. <https://doi.org/10.1108/MEDAR-03-2020-0836>
- 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>
- Perols, J. (2011). Financial Statement Fraud Detection: An Analysis of Statistical and Machine Learning Algorithms. *AUDITING: A Journal of Practice & Theory*, 30(2), 19–50. <https://doi.org/10.2308/ajpt-50009>
- 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>
- Roszkowska, P. (2021). Fintech in financial reporting and audit for fraud prevention and safeguarding equity investments. *Journal of Accounting & Organizational Change*, 17(2), 164–196. <https://doi.org/10.1108/JAOC-09-2019-0098>

- Singhvi, M., Hossain, A., & Brodmann, J. (2021). New auditors are coming: Disrupting the fixed mindset and exploring dynamic changes in auditing. *EDPACS*, 63(2), 1–8. <https://doi.org/10.1080/07366981.2020.1812813>
- Snyder, H. (2019). Literature review as a research methodology: An overview and guidelines. *Journal of Business Research*, 104, 333–339. <https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2019.07.039>
- 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>
- 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>
- Tiberius, V., & Hirth, S. (2019). Impacts of digitization on auditing: A Delphi study for Germany. *Journal of International Accounting, Auditing and Taxation*, 37, 100288. <https://doi.org/10.1016/j.intaccudtax.2019.100288>
- Tiron-Tudor, A., & Deliu, D. (in press). 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>
- Tlemsani, I., Marir, F., & Majdalawieh, M. (2020). Screening of Murabaha business process through Quran and hadith: a text mining analysis. *Journal of Islamic Accounting and Business Research*, 11(9), 1889–1905. <https://doi.org/10.1108/JIABR-05-2020-0159>
- Trinkle, B. S., & Baldwin, A. A. (2016). Research Opportunities for Neural Networks: The Case for Credit: Research Opportunities for Neural Networks. *Intelligent Systems in Accounting, Finance and Management*, 23(3), 240–254. <https://doi.org/10.1002/isaf.1394>
- Wanyama, S. B., McQuaid, R. W., & Kittler, M. (2021). Where you search determines what you find: The effects of bibliographic databases on systematic reviews. *International Journal of Social Research Methodology*, 1–13. <https://doi.org/10.1080/13645579.2021.1892378>
- 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>
- White, C. E. (1995). An analysis of the need for ES and AI in accounting education. *Accounting Education*, 4(3), 259–269. <https://doi.org/10.1080/09639289500000029>

- Wongpinunwatana, N., Ferguson, C., & Bowen, P. (2000). An experimental investigation of the effects of artificial intelligence systems on the training of novice auditors. *Managerial Auditing Journal*, 15(6), 306–318. <https://doi.org/10.1108/02686900010344511>
- 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>