



UNIVERSIDADE CATÓLICA PORTUGUESA

Impacto da Inteligência Artificial na Auditoria para Combater a Fraude

por

Adriana Ferreira Silva

Católica Porto Business School
2024



UNIVERSIDADE CATÓLICA PORTUGUESA

Impacto da Inteligência Artificial na Auditoria para Combater a Fraude

Trabalho Final na modalidade de Dissertação
apresentado à Universidade Católica Portuguesa
para obtenção do grau de mestre em Auditoria e Fiscalidade

por

Adriana Ferreira Silva

sob orientação de
Professora Doutora Luísa Anacoreta

Católica Porto Business School
Abril de 2024

Agradecimentos

Esta Dissertação representa o culminar de um percurso desafiante e gratificante. Quero agradecer a todos os que contribuíram para a elaboração deste trabalho.

À minha orientadora, Professora Doutora Luísa Anacoreta, agradeço pela orientação dedicada e apoio incansável ao longo deste processo.

Quero também agradecer ao Doutor José Oliveira, ao Doutor Marco Sampaio, ao Doutor Ricardo Sousa e ao Doutor Rui Ribeiro que, generosamente, dedicaram o seu tempo, partilharam conhecimento e experiência profissional, cruciais para o desenvolvimento desta Dissertação.

À minha família e amigos, especialmente aos meus pais, ao meu irmão e ao meu companheiro, expresso o meu profundo apreço pelo apoio inabalável e encorajamento constante ao longo de todo o meu percurso académico.

Resumo

A fraude representa uma ameaça significativa para a integridade das informações financeiras, tornando-se fundamental explorar abordagens inovadoras para lidar com esse desafio. Nesse sentido, a IA (Inteligência Artificial) emerge como uma ferramenta promissora, oferecendo capacidades avançadas de análise de dados e identificação de padrões suspeitos.

Esta Dissertação tem como motivação investigar o impacto da IA na detecção e prevenção de fraudes na auditoria. São analisadas vantagens e limitações de diversos subcampos da IA, que podem ser aplicados na área da auditoria.

Para esta investigação foi adotada uma metodologia qualitativa, fundamentada em entrevistas semiestruturadas, realizadas a profissionais de auditoria, com a finalidade de compreender as suas percepções sobre a implementação de IA na auditoria para a detecção de irregularidades.

Os entrevistados reconhecem o potencial da IA, destacando a sua eficiência na detecção de anomalias. No entanto, também identificam desafios, como a resistência à mudança e a necessidade de adaptação das normas de auditoria para o uso responsável da IA.

Esta Dissertação procura preencher uma lacuna na literatura acadêmica, uma vez que o tema em questão ainda é pouco explorado. Além disso, pretende motivar futuras investigações, uma vez que se espera que a IA tenha um impacto substancial na profissão de auditoria.

Número de palavras: 9937

Palavras-chave: Auditoria, Fraude, Inteligência Artificial

Abstract

Fraud represents a significant threat to the integrity of financial information, making it essential to explore innovative approaches to dealing with this challenge. In this regard, AI (Artificial Intelligence) is emerging as a promising tool, offering advanced data analysis capabilities and identifying suspicious patterns.

The motivation behind this Dissertation is to investigate the impact of AI on auditing to detect and prevent fraud. The advantages and limitations of various subfields of AI that can be applied to auditing are analysed.

A qualitative methodology was adopted for this research, based on semi-structured interviews with auditing professionals, with the aim of understanding their perceptions of the implementation of AI in auditing to detect irregularities.

The interviewees recognize the potential of AI, highlighting its efficiency in detecting anomalies. However, they also identify challenges, such as resistance to change and the need to adapt auditing standards to the responsible use of AI.

This Dissertation seeks to fill a gap in the academic literature, since the topic in question is still little explored. It also aims to motivate future research, since AI is expected to have a substantial impact on the auditing profession.

Keywords: Audit, Artificial Intelligence, Fraud

Índice

| | |
|---|------|
| Agradecimentos | iv |
| Resumo | vi |
| Abstract | viii |
| Índice | x |
| Índice de Gráficos | xiii |
| Índice de Tabelas | xv |
| Lista de abreviaturas | xvii |
| Introdução..... | 19 |
| Capítulo 1..... | 22 |
| Revisão de Literatura | 22 |
| 1. Auditoria..... | 22 |
| 2. Fraude..... | 23 |
| 2.2 Distinção entre erro e fraude..... | 24 |
| 2.3 Tipos de fraude | 24 |
| 2.4 O papel do auditor na avaliação do risco de fraude | 25 |
| 2.5 Métodos para a detecção de fraude | 25 |
| 3. Inteligência Artificial..... | 27 |
| 3.1 Tipos de Inteligência Artificial..... | 28 |
| 3.2 Inteligência Artificial como aliada no combate à fraude | 29 |
| 3.2.1 <i>Machine Learning</i> | 30 |
| 3.2.2 Visão Computacional | 31 |
| 3.2.3 Automação de Processos Robóticos | 32 |
| 3.2.4 Sistemas Baseados em Conhecimento..... | 32 |
| 3.2.5 Redes Neurais Artificiais | 33 |
| 3.3 Vantagens da implementação de IA na auditoria | 33 |
| 3.4 Processo de auditoria com a implementação de IA..... | 35 |
| 3.5 Limitações associadas à implementação de IA | 38 |

| | |
|---|----|
| Capítulo 2..... | 41 |
| Investigação, Metodologia e Resultados | 41 |
| 1. Questão de investigação | 41 |
| 2. Metodologia..... | 42 |
| 2.1 Recolha de dados | 42 |
| 2.2 Seleção da amostra | 43 |
| 2.3 Análise de dados..... | 45 |
| 3. Apresentação e discussão dos resultados | 45 |
| 3.1 Conceito de IA..... | 45 |
| 3.2 Impactos da IA na auditoria | 46 |
| 3.2.1 Impactos da IA no processo de auditoria | 46 |
| 3.2.2 Impactos da IA na profissão de auditor | 47 |
| 3.3 Identificação de atividades fraudulentas com IA | 48 |
| 3.3.1 Fraudes mais suscetíveis à deteção com IA | 50 |
| 3.4 Vantagens e Limitações da implementação de IA | 51 |
| 3.4.1 Vantagens da implementação da IA na auditoria | 51 |
| 3.4.2 Limitações da implementação de IA em auditoria..... | 52 |
| Conclusão..... | 55 |
| Limitações do estudo | 56 |
| Futuras investigações..... | 57 |
| Bibliografia..... | 58 |
| Anexos..... | 63 |
| Anexo I – Guião da entrevista | 63 |
| Anexo II – Declaração de Consentimento Informado | 64 |

Índice de Gráficos

| | |
|---|----|
| Gráfico 1: Métodos para a deteção de fraude | 26 |
|---|----|

Índice de Tabelas

| | |
|---|----|
| Tabela 1: Subcampos da IA | 29 |
| Tabela 2: Vantagens dos métodos de IA para a detecção de fraude | 35 |
| Tabela 3: Comparação entre processo de auditoria tradicional e processo de auditoria com IA | 37 |
| Tabela 4: Limitações das tecnologias de IA..... | 40 |
| Tabela 5: Caracterização da amostra..... | 44 |

Lista de abreviaturas

ACFE – *Association of Certified Fraud Examiners*

API – Automação de Processos Inteligentes

APR – Automação de Processos Robóticos

CAATs – *Computer Assisted Audit Techniques*

DFs – Demonstrações Financeiras

DL – *Deep Learning*

ES – *Expert Systems*

IA – Inteligência Artificial

IIA – *Institute of Internal Auditors*

IFAC – *International Federation of Accountants*

ISA – *International Standards of Auditing*

ML – *Machine Learning*

OCR – *Optical Character Recognition*

RNAs – Redes Neurais Artificiais

Introdução

A auditoria externa desempenha um papel crucial na garantia da fiabilidade das DFs (Demonstrações Financeiras) e na proteção dos interesses dos investidores. No entanto, um dos desafios enfrentados pela auditoria é a constante ameaça de fraude, que pode comprometer a integridade das informações financeiras e prejudicar a confiança no mercado financeiro.

A fraude representa não apenas perdas financeiras significativas, como também coloca em risco a credibilidade das organizações e o bem-estar dos investidores.

Nesse contexto, a IA surge como uma ferramenta promissora para aprimorar a eficiência e eficácia dos processos de auditoria, oferecendo capacidades avançadas de análise de dados e deteção de fraudes.

Ao explorar a interseção entre IA e fraude, esta Dissertação explora como a IA é aplicada para detetar e prevenir fraudes, analisando tanto as vantagens como as limitações associadas a essa aplicação. Pretende-se, com esta pesquisa, contribuir para o fortalecimento dos processos de auditoria e, conseqüentemente, reforçar a confiança do público investidor nas informações financeiras divulgadas pelas organizações.

Neste contexto, é fundamental compreender os diferentes subcampos da IA que são relevantes para a auditoria. Isso inclui técnicas como ML (*Machine Learning*), Visão Computacional, APR (Automação de Processos Robóticos), Sistemas Baseados em Conhecimento e RNAs (Redes Neurais Artificiais). Estas tecnologias de IA abrem novas oportunidades para analisar grandes volumes de dados de forma eficaz, identificar padrões e comportamentos suspeitos, que podem passar despercebidos pela análise humana.

Dada a natureza inovadora da temática e a escassez de literatura existente sobre o tema, optou-se por uma abordagem qualitativa, com recurso a entrevistas semiestruturadas individuais.

Esta Dissertação, organiza-se em dois capítulos. Após a introdução apresenta-se, no capítulo 1, a revisão de literatura relevante sobre o tema, sendo abordados três conceitos-chave deste estudo: auditoria, fraude e IA. No capítulo 2, expõem-se as subquestões de investigação, a metodologia adotada e, posteriormente, são descritos e analisados os resultados das entrevistas. Por fim, apresentam-se as conclusões, principais limitações da investigação e sugestões de pesquisas futuras.

Capítulo 1

Revisão de Literatura

Este capítulo dedica-se ao enquadramento teórico da temática em estudo e encontra-se dividido em três partes. Em primeiro lugar, é definido o conceito de auditoria, bem como o seu objetivo. De seguida, apresenta-se a revisão de literatura relativa ao tema da fraude e, por último, aborda-se o impacto da IA na auditoria, o seu contributo para combater a fraude e as suas limitações.

1. Auditoria

O conceito de auditoria tem evoluído ao longo tempo, refletindo mudanças económicas e sociais, bem como o alargamento dos objetivos fixados nas organizações. Inicialmente, os processos de auditoria visavam a deteção de erros e fraudes. No entanto, a auditoria expandiu o seu alcance para outras áreas, adotando formas mais especializadas (Tribunal de Contas, 1999).

A evolução histórica dos conceitos, permite-nos observar como a auditoria foi influenciada pelas mudanças económicas e sociais desde a sua institucionalização. Atualmente, a auditoria além de revelar factos passados e históricos, desempenha também um papel preventivo e orientador (Tribunal de Contas, 1999).

De acordo com a definição da IFAC (*International Federation of Accountants*), a “auditoria é uma verificação ou exame feito por um auditor dos documentos de prestação de contas com o objetivo de o habilitar a expressar uma opinião sobre os referidos documentos de modo a dar aos mesmos a maior credibilidade.” (Tribunal de Contas, 1999).

Efetivamente, a conceção de auditoria tem evoluído ao longo do tempo. Portanto, a fim de aprimorar a compreensão da definição apresentada torna-se pertinente elucidar quais os objetivos subjacentes a uma auditoria.

De acordo com a Norma Internacional de Auditoria (ISA) 200, a finalidade primária de uma auditoria é aumentar a confiança dos usuários das DFs, fornecendo uma opinião do auditor sobre se as DFs estão apresentadas de maneira apropriada, em todos os aspetos relevantes, de acordo com o referencial de relato financeiro aplicável.

A auditoria, realizada conforme as Normas Internacionais de Auditoria e os requisitos éticos pertinentes, capacita o auditor a formar essa opinião.

2. Fraude

De acordo com as Normas Internacionais para a Prática Profissional de Auditoria Interna, o conceito de fraude refere-se a qualquer ato ilegal caracterizado por engano, ocultação ou violação da confiança. Esses atos não dependem da ameaça de violência ou força física. A fraude é perpetrada por indivíduos e organizações para obter dinheiro, propriedade ou serviços; evitar o pagamento ou a perda de serviços; ou obter uma vantagem pessoal ou empresarial (IIA, 2017).

De acordo com a ISA 240, fraude é *“um ato intencional praticado por um ou mais indivíduos entre a gerência, os encarregados da governação, os empregados ou terceiros, envolvendo o uso propositado de falsidades para obter vantagem injusta ou ilegal.”*

Fonseca (2015) refere que a fraude envolve estratégias complexas e bem organizadas projetadas para escondê-la, tais como a falsificação, manipulação deliberada de registos financeiros ou fornecimento de informações enganosas ao auditor. Quando essas tentativas de ocultação estão acompanhadas de conluio,

ou seja, colaboração entre pessoas envolvidas, torna-se ainda mais difícil para o auditor identificar a fraude. O conluio pode fazer com que as evidências pareçam convincentes para o auditor, mesmo que sejam fraudulentas.

A capacidade do auditor para detetar uma fraude depende de vários fatores, tais como a habilidade do autor da fraude, a frequência, a extensão da manipulação, o grau de colaboração envolvido, o valor relativo das quantias manipuladas e o nível hierárquico das pessoas envolvidas. Embora o auditor possa identificar possíveis oportunidades de fraude, é desafiador determinar se distorções em áreas subjetivas, como estimativas contabilísticas, resultam de fraude ou de um simples erro (Fonseca, 2015).

2.2 Distinção entre erro e fraude

A ISA 240 menciona que *“as distorções nas DFs podem resultar de fraude ou de erro. O que distingue a fraude do erro é se a ação subjacente que resulta na distorção das DFs foi intencional ou não intencional.”*

A distinção crucial entre erro e fraude reside na intenção subjacente. Erros são falhas não intencionais, enquanto fraudes envolvem ações planeadas e maliciosas com o propósito de enganar. É essa intenção premeditada que diferencia fundamentalmente os dois conceitos.

2.3 Tipos de fraude

Segundo a ACFE (*Association of Certified Fraud Examiners*), existem três tipos de fraudes que podem existir numa organização: a fraude contra indivíduos, a fraude externa e a fraude interna.

A fraude contra indivíduos, refere-se a situações em que um único indivíduo é visado por um fraudador. Isto pode envolver crimes como roubo de identidade, esquemas de *phishing* ou golpes que exigem pagamentos antecipados (ACFE, s.d.).

A fraude organizacional interna, ocorre quando um funcionário, gerente ou executivo engana a própria organização. São exemplos, desvio de fundos, evasão fiscal e mentir perante os investidores e acionistas (ACFE, s.d).

Já a fraude organizacional externa, envolve fraudes cometidas contra uma organização por fontes externas, como fornecedores que mentem sobre o trabalho realizado, exigem subornos a funcionários e manipulam custos (ACFE, s.d.).

No entanto, os clientes também podem cometer fraudes contra as organizações, como quando apresentam cheques sem fundos ou tentam devolver produtos falsificados ou roubados (ACFE, s.d.).

2.4 O papel do auditor na avaliação do risco de fraude

O auditor é responsável por *“assegurar o cumprimento de todas as informações relevantes legais, regulamentares ou profissionais”*, segundo o que consta na ISA 200.

De acordo com a ISA 320, a segurança razoável é alcançada quando o auditor obtém prova de auditoria suficiente e apropriada para reduzir o risco de auditoria, ou seja, reduzir o risco de o auditor emitir uma opinião inapropriada sobre as DFs de uma entidade.

Segundo a ISA 315, o objetivo do auditor é detetar e avaliar os riscos de distorção material causados por fraude ou erro, tanto nas DFs em geral como em termos específicos de cada asserção. Este processo é conduzido através do conhecimento da entidade e do seu ambiente, incluído os seus controlos internos, e serve de base para conceber e implementar respostas adequadas aos riscos de distorção material identificados.

2.5 Métodos para a deteção de fraude

A deteção de fraude refere-se ao processo de identificar a presença de atividades fraudulentas numa organização. Para a deteção de fraude são usados

procedimentos, técnicas e tecnologias para que se consiga descobrir irregularidades, comportamentos enganosos ou manipulações que prejudiquem a integridade das operações financeiras e a confiabilidade das informações.

A deteção é uma etapa crucial na investigação de fraudes, já que a rapidez e o método usado para detetar a fraude podem ter um impacto significativo na extensão do problema. Além disso, constitui um componente essencial na prevenção de fraude, uma vez que é possível a adoção de medidas para aprimorar a deteção dentro das organizações. Isso pode aumentar a perceção da equipa de que as fraudes serão identificadas, possivelmente desencorajando comportamentos indevidos no futuro (ACFE, 2022).

Com base no estudo realizado pela ACFE, apresentado às nações em 2022, é possível verificar quais os métodos de deteção de fraude mais frequentes (Gráfico 1).

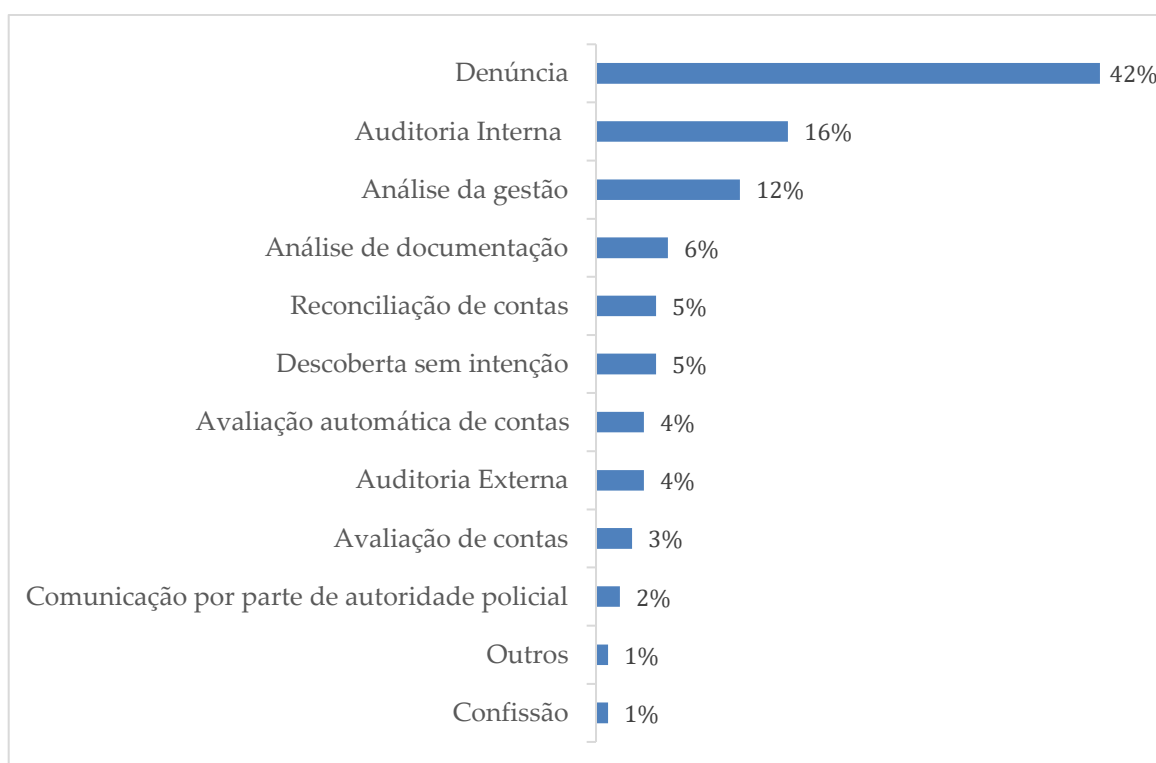


Gráfico 1: Métodos para a deteção de fraude
Adaptado de ACFE (2022)

Verifica-se que a forma de detecção mais comum é a denúncia, com 42% de frequência. A auditoria interna e análise por parte da gestão, verificam-se como métodos também comuns, com valores de 16% e 12%, respectivamente.

A auditoria externa, apresenta um valor relativamente baixo em comparação com os outros métodos, com um valor de 4%. É, por isso, importante perceber de que forma é que a IA pode ser usada para que, futuramente, a auditoria externa tenha um impacto superior na detecção de fraudes.

3. Inteligência Artificial

A interpretação precisa e o sentido da palavra “inteligência”, e principalmente do termo “inteligência artificial”, são temas que geram bastante debate e têm sido motivo de discussão (Kok et al., 2009). No entanto, apesar de ser um termo amplo, é certo que se refere a tecnologias que tornam as máquinas “inteligentes” (The IIA, 2017).

Ainda que seja um termo que não está unanimemente definido, John McCarthy, pioneiro em IA, descreveu-a como uma área da ciência da computação dedicada a tornar os computadores capazes de se comportar de maneira semelhante aos seres humanos (Pannu, 2015).

A IA é impulsionada por algoritmos, os quais são alimentados por *Big Data*, o que pode ser intimidante, especialmente em atividades de auditoria e para organizações que ainda não os dominam. Portanto, antes de uma organização embarcar na IA, deve ter uma base sólida em *Big Data*. (The IIA, 2017).

Big Data significa mais do que apenas grandes quantidades de dados, refere-se a dados ou informações que atingem volumes tão elevados, variedade, velocidade e variabilidade que as organizações investem em arquiteturas de sistema, ferramentas e práticas especificamente projetadas para lidar com esses

dados. Grande parte desses dados podem ser gerados pela própria organização, enquanto outros dados podem ser públicos ou adquiridos via fontes externas (The IIA, 2017).

Para aproveitar convenientemente os *Big Data*, as organizações desenvolvem algoritmos. Um algoritmo é um conjunto de regras criadas para a máquina seguir e, é o que permite que uma máquina processe rapidamente vastas quantidades de dados que um humano não pode razoavelmente processar, ou até mesmo compreender (The IIA, 2017).

A IA, desempenha um papel cada vez mais significativo no dia-a-dia das pessoas, moldando e transformando diversas áreas da vida humana. Atualmente, estamos imersos na era dos algoritmos, e eles fazem parte do nosso cotidiano de forma impercetível (Domingos, 2017).

3.1 Tipos de Inteligência Artificial

É frequentemente utilizada uma distinção entre dois tipos de IA: IA estreita e IA geral. A fase atual de desenvolvimento da IA é descrita como estreita, em que os sistemas de IA podem realizar apenas algumas tarefas específicas. No futuro, espera-se que a IA geral seja desenvolvida e seja capaz de realizar a maioria das atividades humanas (Ulnicane, 2022).

Existe ainda um terceiro tipo de inteligência, a chamada superinteligência artificial. Este tipo de inteligência é apenas uma forma hipotética de IA que ultrapassaria, significativamente, a capacidade cognitiva humana, em todos os aspectos, estando longe de ser uma realidade, na atualidade (Abioye et al., 2021).

Para compreender o estado atual da IA, é pertinente identificar os seus principais subcampos. Os avanços na aplicação de IA na indústria deram origem a diversos subcampos incluindo, ML, Visão Computacional, APR, Sistemas Baseados em Conhecimento e RNAs (Abioye et al., 2021; Ribeiro et al., 2021; Schmidhuber, 2015). Uma visão sobre cada subcampo é apresentada na Tabela 1.

| Subcampo | Definição |
|-----------------------------------|---|
| ML | Capacidade de um computador adquirir conhecimento a partir de dados, supervisionados ou não supervisionados. |
| Visão Computacional | Simula artificialmente o sistema visual humano, permitindo que máquinas compreendam imagens digitais. |
| APR | Uso de software para automatizar tarefas repetitivas em sistemas digitais, aumentando a eficiência do trabalho. |
| Sistemas Baseados em Conhecimento | São como “máquinas pensantes” capazes de raciocinar e tomar decisões com base em conhecimento acumulado. |
| RNAs | Máquinas que capacitam modelos de IA a aprender de maneira comparável à dos humanos, replicando os padrões de funcionamento do cérebro. |

Tabela 1: Subcampos da IA

Elaboração própria com base em Abioye et al. (2021); Ribeiro et al. (2021); Schmidhuber (2015)

A IA apresenta-se como um campo vasto e dinâmico, composto por diversos subcampos distintos, mas que no fundo se complementam. A Tabela 1, apresentada anteriormente, oferece uma visão abrangente, destacando áreas cruciais que impulsionam a evolução tecnológica. Embora os subcampos apresentados sejam representativos, é de ressaltar que existem outros subcampos igualmente relevantes que contribuem para a complexidade e amplitude desta área.

3.2 Inteligência Artificial como aliada no combate à fraude

A IA surge como uma aliada crucial no combate à fraude, capacitando a detecção eficiente de padrões suspeitos e a análise de grandes volumes de dados em tempo real (Ghanoum e Alaba, 2020). É, por isso, importante analisar as ferramentas de IA que os auditores têm à sua disposição no combate à fraude.

3.2.1 *Machine Learning*

ML é um subcampo da IA que se concentra no desenvolvimento de algoritmos e modelos, com o objetivo de capacitar máquinas a “aprenderem” padrões, a partir de dados. Existem dois tipos de ML, a supervisionada e a não supervisionada. A supervisionada treina os sistemas com exemplos classificados por humanos, como por exemplo: “essas transações são fraudulentas; aquelas transações não são fraudulentas”. Posteriormente, com base nas características desses dados classificados, o sistema aprende os padrões e é capaz de prever as transações com maior probabilidade de serem fraudulentas. Por outro lado, a não supervisionada é capaz de encontrar padrões em grandes quantidades de dados não classificados, descobrindo uma estrutura subjacente autonomamente (Deloitte, 2018; Zhu et al., 2021).

Um algoritmo comum desenvolvido pelo ML inclui o “*Naive Bayes*”, uma técnica usada para classificar dados com base em probabilidades, assumindo que as características são independentes entre si. É um método simples e eficaz para a detecção de fraude (Zhang, 2004). Este algoritmo tem a capacidade de demonstrar a probabilidade de existir fraude ou não.

A Regressão Logística, outro algoritmo comum de ML, é uma técnica estatística que tem como objetivo produzir, a partir de um conjunto de observações, um modelo que permite a predição de valores tomados por uma variável categórica. É uma técnica que pode ser usada na identificação de fraudes em DFs, sendo bastante útil para prever se uma característica específica ou resultado estará presente ou ausente, com base nos valores de um conjunto de variáveis preditoras (Shen et al., 2007; Zhou e Kappor, 2011).

A Árvore de Decisão, mais um algoritmo de ML, é versátil e pode ser usada tanto para classificação quanto para regressão. Este algoritmo ajuda a tomar decisões com base em condições específicas. Para isso, divide os dados em diferentes grupos com base nas características mais relevantes para classificá-los.

Posteriormente, apresenta uma representação gráfica de todas as possíveis soluções, tornando mais fácil visualizar como as decisões foram tomadas e entender as características mais importantes para a sua classificação (Botchey et al., 2020). Este tipo de algoritmo tem a capacidade de analisar diferentes variáveis financeiras e identificar padrões que possam indicar a presença de problemas nas DFs, contribuindo para a análise e prevenção de fraudes (Sharma e Panigrahi, 2013; Zhou e Kapoor, 2011).

Dentro do ML, existe ainda um subcampo intitulado de DL (*Deep Learning*). Este subcampo representa uma abordagem avançada de ML, na qual modelos computacionais são treinados para entender dados de forma mais sofisticada, utilizando várias camadas de processamento. Os algoritmos da primeira camada têm como função aprender a representar aspectos simples dos dados, e as sucessivas camadas aprendem a representar aspectos mais complexos dos mesmos.

O DL tem a capacidade de extrair características diretamente de dados brutos, sendo usado para entender padrões complexos e informações subjacentes nos dados, concentrando-se na análise profunda de tendências. Pode ser aplicado na auditoria para compreender as razões por trás das transações, identificar padrões e melhorar a eficiência do processo de auditoria (Couceiro, 2021; Khu et al., 2021; LeCun et al., 2015; Vasarhelyi e Kogan, 1998).

3.2.2 Visão Computacional

A visão computacional emergiu como uma tecnologia versátil e poderosa, encontrando, atualmente, aplicações em diversos setores. Uma das inúmeras aplicações da visão computacional é o *Optical Character Recognition*, vulgarmente conhecido por apenas OCR (Szeliski, 2022).

O OCR é uma tecnologia que permite que máquinas “leiam” e identifiquem automaticamente números, letras e símbolos em documentos. Essas máquinas

são eficientes porque conseguem processar grandes volumes de documentos por hora e identificar informações específicas, mesmo em condições de impressão não ideais (Eikvil, 1993).

A automação proporcionada pelo OCR compara documentos e permite uma análise eficiente de relatórios financeiros. O OCR é um sistema que pode ajudar na identificação de padrões ou anomalias em documentos financeiros, facilitando a detecção de atividades suspeitas ou discrepâncias (Joren et al., 2020).

3.2.3 Automação de Processos Robóticos

A APR é uma tecnologia que utiliza robôs de software para executar tarefas repetitivas, programados com regras pré-estabelecidas e alimentados com dados estruturados. Estes robôs de software podem ser utilizados para executar um processo conforme instruído, sem coleta inadequada de dados, intervenção fraudulenta ou desvio do processo prescrito (Hasan, 2021; Reddy et al., 2019).

A APR é um tipo de API (Automação de Processos Inteligentes). Enquanto a APR é projetada simplesmente para seguir instruções, a API, que é criada a partir da APR e IA, tem a capacidade de aprender com a experiência (Hasan, 2021; Reddy et al., 2019).

A APR pode auxiliar na realização de verificações de antecedentes e investigações demoradas de fraude (Reddy et al., 2019).

3.2.4 Sistemas Baseados em Conhecimento

Os Sistemas Baseados em Conhecimento são programas que executam tarefas definidas previamente, seguindo um conjunto específico de regras. Utilizam informações e conhecimento numa área específica, com o objetivo de desenvolver a solução para um problema específico (Russell e Norvig, 2010).

Os ES (*Expert Systems*) fazem parte dos Sistemas Baseados em Conhecimento. Nestes sistemas, a experiência de um especialista humano é incorporada na base

de dados para que, posteriormente, utilizando esse conhecimento específico o sistema consiga resolver problemas. Os ES podem ser usados na realização de diversas tarefas tais como, planejamento de auditoria, obtenção de evidências, avaliação do risco de auditoria, decisões sobre opiniões de auditoria e preparação do relatório de auditoria (Hasan, 2021).

3.2.5 Redes Neurais Artificiais

As RNAs são treinadas para reconhecer padrões em dados. Durante esse treino, o sistema analisa exemplos de situações normais e situações fraudulentas para compreender as características distintivas. Posteriormente, são apresentados novos casos na fase de teste e o sistema aplica o conhecimento, adquirido previamente, para identificar indícios de fraude, com base nos padrões aprendidos (Green e Choi, 1997; Krambia-Kapardis et al., 2010).

Este tipo de IA aprende com experiências passadas para tomar decisões informadas, proporcionando uma abordagem eficaz para detetar fraudes.

O custo de desenvolver ou treinar as RNAs é baixo, e os auditores determinariam desde o início, na fase de planejamento, se o cliente tem probabilidade de ser uma vítima de fraude por parte dos funcionários, da gerência ou de terceiros (Krambia-Kapardis et al., 2010).

3.3 Vantagens da implementação de IA na auditoria

Na Tabela 2, são sintetizadas as vantagens associadas à implementação dos diversos subcampos de IA, para uma melhor compreensão do tema.

| Ferramentas de IA | Vantagens | Fontes |
|---------------------------|---|---|
| ML | Ajuda a reconhecer padrões e tendências presentes em conjuntos extensos de dados fornecendo uma compreensão mais completa, especialmente na detecção e correção de fraudes ainda em fases iniciais. | Struthers – Kennedy e Nesgood (2020) |
| <i>Naive Bayes</i> | Calcula a probabilidade de existir fraude; é considerado um algoritmo simples e eficaz. | Zhang (2004) |
| Regressão Logística | Consegue prever o resultado que deverá estar presente com base nos valores de um conjunto de variáveis preditoras; pode ser usado na identificação de fraudes em DFs. | Boztepe e Usul (2019); Zhou e Kappor (2011) |
| Árvore de Decisão | Auxilia na tomada de decisão com base em condições específicas; tem a capacidade de analisar diferentes variáveis financeiras e identificar padrões. | Sharma e Panigrahi (2013); Zhou e Kapoor (2011) |
| DL | Concentra-se na análise profunda de tendências; pode ser aplicado na auditoria para identificar padrões. | Couceiro (2021); Khu et al. (2021) |
| Visão Computacional - OCR | Análise rápida e eficiente de relatórios financeiros; capacidade para identificar padrões e anomalias em documentos financeiros. | Eikvil (1993); Joren et al. (2020) |

| | | |
|--|--|---|
| APR | Executa tarefas repetitivas; pode ser usado para verificação de antecedentes e auxilia nas investigações de fraude. | Hasan (2021); Reddy et al. (2019) |
| Sistemas Baseados em Conhecimento – ES | Auxilia no desempenho de tarefas complexas, através da capacidade em fornecer avaliações e recomendações especializadas; menor custo quando comparado com especialistas humanos. | Commerford et al. (2022); Russel e Norvig (2010) |
| RNAs | Sistema de baixo custo; aprende com experiências passadas para tomar decisões informadas; detecção atempada de fraudes e redução da presença de riscos de controlo e riscos de detecção. | Green e Choi (1997); Krambia – Kapardis et al. (2010) |

Tabela 2: Vantagens dos métodos de IA para a detecção de fraude
Elaboração própria com base nos autores referidos na respetiva tabela

3.4 Processo de auditoria com a implementação de IA

A implementação de IA na auditoria promoverá alterações substanciais na abordagem atual, garantindo melhorias significativas na qualidade e eficiência da profissão (Rodrigues et al., 2023).

Nesse sentido, a Tabela 3 apresenta a comparação entre o uso de uma abordagem tradicional de auditoria e o uso de uma abordagem de auditoria assistida por sistemas de IA.

| Fases de auditoria | Processo de auditoria tradicional | Processo de auditoria com aplicação de IA |
|------------------------------------|---|---|
| Planeamento | Auditor coleta e analisa a estrutura organizacional e os sistemas financeiros e contabilísticos do cliente. | IA analisa os <i>Big Data</i> relacionados com a estrutura organizacional e sistemas financeiros e contabilísticos. |
| Contrato | Carta de compromisso preparada pelo auditor, baseada no risco estimado de auditoria. | IA usa uma estimativa para avaliar o risco bem como o número de horas de trabalho. |
| Identificação dos fatores de risco | Auditor agrega a informação e usa o julgamento profissional para identificar fatores de risco. | IA reconhece padrões para identificar fatores de risco, risco de fraude e atos ilegais. |
| Avaliação do risco de controlo | Examinação das políticas e procedimentos de controlo interno do cliente; teste aos controlos. | IA examina continuamente os registos e reporta quaisquer violações aos controlos e <i>logs</i> gerados automaticamente para garantir a integridade dos dados e prevenir a sua falsificação. |

| | | |
|-------------------------------|---|--|
| Testes substantivos | Testes de detalhe a uma amostra de transações; testes de detalhe de saldos, em determinado momento; procedimentos analíticos. | Qualidade dos dados e da evidência obtida é validada sempre que recolhida; testes de detalhe a 100% das transações, numa base contínua; reconhecimento de padrões, <i>benchmarks</i> e métodos de deteção de <i>outliers</i> aplicados continuamente aliados aos procedimentos analíticos. |
| Avaliação da evidência obtida | Auditor deve avaliar a suficiência e clareza das evidências recolhidas com o objetivo de obter segurança razoável sobre a posição financeira da entidade. | Passa a fazer parte da fase anterior dada a importância de garantir a qualidade dos dados antes da execução dos testes substantivos. |
| Relatório de auditoria | Auditor reúne a informação obtida nas fases anteriores para emitir o relatório. | Relatório pode ser contínuo (por exemplo numa escala de 1-100) em vez de ser taxativo. |

Tabela 3: Comparação entre processo de auditoria tradicional e processo de auditoria com IA
Adaptado de Meira (2019); Rodrigues et al. (2023)

Como se pode verificar na Tabela 3, a IA pode ser implementada em todas as fases do trabalho de auditoria, levando à obsolescência de muitas das tarefas atualmente desempenhadas. É provável que a auditoria seja vista como uma linha de produção, em que o sistema é capaz de planear a auditoria com base na situação do cliente e nas evidências recolhidas. Cabe ao auditor complementar os processos de produção com o seu julgamento (Meira, 2019). Apesar da IA

desempenhar um papel significativo na automação e planeamento da auditoria, o auditor mantém a responsabilidade de aplicar o seu discernimento nas diferentes fases do processo.

3.5 Limitações associadas à implementação de IA

É indiscutível que a IA é uma tecnologia revolucionária, que trouxe avanços significativos, em diversas áreas. No entanto, é crucial reconhecer que a IA também apresenta limitações inerentes. É necessário abordar essas limitações e procurar melhorias, visando um desenvolvimento ético e equilibrado.

Segundo Omoteso (2012), a adoção de IA representa um custo significativo na construção, manutenção e no desenvolvimento de melhorias. Para além disso, existe risco de o auditor ser influenciado em demasia pelos sistemas de IA e aceitar tudo o que delas provém, traduzindo-se isso em decisões inadequadas.

Os sistemas de IA têm um impacto significativo nas atividades diárias dos funcionários, assumindo funções de maneira semelhante a um humano. No entanto, os sistemas conseguem superar capacidades humanas em determinados domínios. Isto traduz-se no receio por parte dos trabalhadores da substituição pelos sistemas e, conseqüentemente, num entrave à implementação de IA nas empresas (Strömberg, 2018).

Apesar de ser um receio compreensível, Strömberg (2018) acrescenta que na realidade os sistemas de IA não substituem integralmente o conjunto de tarefas dos funcionários, apenas uma parte delas. O resultado desejado é que os colaboradores possam dedicar-se a tarefas mais interessantes e que agregam valor, enquanto os sistemas realizam as tarefas monótonas e rotineiras.

Outra limitação associada é a dependência da qualidade dos dados, principalmente no caso do ML. Caso ocorram falhas nos dados, comprometendo a sua qualidade, há o risco de um impacto substancial nos algoritmos (Gotthardt et al., 2020).

No caso concreto da implementação de ES na auditoria, esta é considerada uma tarefa complexa e desafiante justificada pela variedade de elementos e fatores a serem considerados. Além disso, embora tenha havido progresso na consideração de fatores qualitativos, a incorporação efetiva desses elementos nestes sistemas ainda é um desafio (Omoteso, 2012).

Relativamente à implementação de RNAs, existem também algumas limitações. Em primeiro lugar, destaca-se a duração do processo de aprendizagem, uma vez que treinar eficientemente as RNAs pode requerer de tempo considerável. Para além disso, a seleção adequada de variáveis de entrada também representa uma dificuldade, influenciando diretamente na qualidade das previsões. A tentativa de superar a duração da aprendizagem envolve o uso de algoritmos de alta velocidade, mas a eficácia está vinculada à escolha cuidadosa desses algoritmos (Karlov et al., 2019).

No que diz respeito às tecnologias de DL, Moshayedi et al. (2022) apresentam limitações, tais como a necessidade de um grande conjunto de dados e o elevado custo de treino do modelo devido aos dados complexos. Para além disso, não é um algoritmo simples o que torna difícil a adoção do modelo por pessoas menos qualificadas.

De acordo com Gotthard et al. (2020), a APR apresenta dependência de padronização, uma vez que este sistema funciona melhor em processos altamente padronizados, limitando a sua eficácia em ambientes menos estruturados. Outra limitação apontada pelos autores é a interferência humana necessária, uma vez que a APR pode não compreender mudanças no ambiente corporativo que seriam notadas por humanos, exigindo uma gestão adequada do sistema.

Segundo Abdelaziz e Fazil (2023), os sistemas de OCR, responsáveis por converter imagens de texto, podem introduzir erros no sistema que persistem nas análises subsequentes realizadas pela IA. Essas imprecisões ganham dimensão

crítica em contextos sensíveis, podendo ter implicações legais e de privacidade significativas. Além disso, a complexidade do texto fornecido pode aumentar a probabilidade de imprecisões.

Na Tabela 4, são destacadas as limitações associadas aos diversos tipos de tecnologias de IA, para uma melhor compreensão.

| Ferramentas de IA | Limitações | Fontes |
|--|--|--------------------------|
| ML | A precisão e eficácia dos algoritmos podem ser prejudicadas por dados de baixa qualidade. | Gotthardt et al. (2020) |
| DL | Necessidade de um grande conjunto de dados; elevado custo; algoritmo complexo e exige qualificação humana. | Moshayedi et al. (2022) |
| Visão Computacional - OCR | Complexidade do texto fornecido pode aumentar a probabilidade das imprecisões. | Adlelaliz e Fazil (2023) |
| APR | Dependência de padronização; exige intervenção humana para uma gestão adequada e contínua do sistema. | Gotthardt et al. (2020) |
| Sistemas Baseados em Conhecimento - ES | A capacidade de ES lidarem eficazmente com aspetos qualitativos ainda representa um desafio em aberto. | Omoteso (2012) |
| RNAs | Processo de aprendizagem demorado; seleção apropriada das variáveis de entrada é crucial e afeta diretamente a precisão das previsões. | Karlov et al. (2019) |

Tabela 4: Limitações das tecnologias de IA
Elaboração própria com base nos autores referidos

Capítulo 2

Investigação, Metodologia e Resultados

Neste capítulo, em primeiro lugar, são definidas as questões de pesquisa e, em seguida, é detalhada a metodologia adotada para a investigação. Posteriormente, são apresentados os resultados obtidos e discutidos em profundidade, conduzindo à conclusão final do estudo.

1. Questão de investigação

A investigação sobre o impacto da IA na auditoria para combater a fraude ainda está em fase inicial. Nesse contexto, esta Dissertação tem como motivação explorar a utilização da IA na auditoria na deteção e prevenção de fraudes, identificando-se a perceção dos auditores, relativamente às seguintes subquestões de investigação:

- De que forma a implementação de IA influencia, atualmente, o processo de auditoria? Em que tarefas está presente e com que ferramentas?
- Em que etapas específicas do trabalho de auditoria a IA se destaca na identificação de atividades fraudulentas? Com que ferramentas? Que tarefas humanas foram substituídas e/ou complementadas?
- Quais os efeitos da implementação de IA na evolução da profissão de auditor? O que é expectável? Que ferramentas serão usadas em adição às atuais? E que tarefas humanas deixarão de ser desenvolvidas?
- Que tipo de fraudes são, atualmente, mais suscetíveis à deteção com a implementação de IA?

- Quais as vantagens/limitações associadas à utilização de IA na auditoria?

2. Metodologia

Na presente Dissertação foi utilizada uma abordagem qualitativa, justificando-se pela natureza pioneira das questões. Este tipo de metodologia oferece a flexibilidade necessária para explorar e investigar, minuciosamente, o tema.

A metodologia qualitativa, conforme Augusto (2014), destaca-se pela análise da subjetividade e do contexto envolvido, permitindo explorar experiências, percepções e opiniões dos participantes sobre uma determinada temática.

Esta metodologia permite explorar diferentes perspectivas sobre a realidade, procurando entender como os participantes envolvidos interpretam e lidam com as situações (Kothari, 2004; Meira, 2019; Silva, 2013).

Além disso, as técnicas qualitativas são uma forma de capturar nuances que não são facilmente quantificáveis ou abordadas pelos métodos quantitativos (Kothari, 2004; Meira, 2019; Silva, 2013).

2.1 Recolha de dados

Para a recolha de dados foi utilizada a técnica interativa, ou seja, entrevistas individuais. Esta técnica promove a interação entre o investigador e o entrevistado, contribuindo para uma compreensão aprofundada das percepções dos sujeitos envolvidos sobre a temática em estudo. Para além disso, tem o potencial de revelar informações novas, o que é especialmente crucial ao explorar tópicos com pouca pesquisa prévia ou pouco familiares (Aires, 2011; Batista et al., 2021)

No presente estudo, foram realizadas entrevistas semiestruturadas, caracterizadas por um diálogo informal e flexível, centradas em tópicos relevantes para a produção de conhecimento. Neste tipo de entrevistas, o investigador prepara um conjunto de perguntas-guia flexíveis, mas tem liberdade para adaptar o curso da conversa de acordo com as respostas do entrevistado, promovendo uma troca de pontos de vista e a construção de conhecimento entre os participantes. Desta forma, embora exista um guião, este pode ser ajustado durante as entrevistas, com base nas interações ocorridas (Batista et al., 2021; Meira, 2019).

Para o trabalho de pesquisa, foram efetuadas entrevistas a quatro profissionais da área de auditoria, que decorreram em fevereiro de 2024, com uma duração aproximada de 50 minutos cada. As entrevistas foram gravadas e transcritas, para assegurar a confiabilidade dos dados e simplificar a sua análise.

No início de cada entrevista, os objetivos foram delineados e os entrevistados consentiram explicitamente, assinando uma declaração de consentimento informado (anexo II), concordando com o uso não confidencial dos dados. Para além disso, foram formuladas questões para entender a caracterização sociodemográfica dos participantes (anexo I). Em seguida, foram feitas as subquestões de pesquisa previamente mencionadas, bem como outras que surgiram no decorrer das entrevistas.

2.2 Seleção da amostra

Nas pesquisas qualitativas, a seleção da amostra visa reunir a maior quantidade de informação possível para fundamentar a pesquisa. Os participantes são escolhidos intencionalmente, seguindo critérios específicos (Aires, 2011).

Os participantes deste estudo foram selecionados recorrendo à amostragem opinática e à amostragem por bola de neve. Na amostragem opinática, os

participantes são selecionados de acordo com critérios subjetivos e estratégicos, definidos pelo pesquisador. Em vez de uma seleção aleatória, o investigador escolhe indivíduos que possuem conhecimento específico sobre o problema em estudo, são mais facilmente acessíveis ou demonstram voluntariamente interesse em colaborar, permitindo uma abordagem mais direcionada e eficiente, maximizando os recursos disponíveis para a pesquisa (Aires, 2011). No caso da amostragem por bola de neve, Vinuto (2014) refere que nesta técnica, os participantes são recrutados com base em indicações de outros participantes já incluídos na amostra. Ou seja, os convidados anteriormente selecionados pelo investigador indicam outras pessoas que possam contribuir para o estudo, e assim sucessivamente, criando uma “bola de neve” de recrutamento.

A Tabela 5, apresentada abaixo, apresenta a caracterização da amostra.

| Entrevistados | Formação académica | Empresa |
|---------------|---|--------------------|
| José Oliveira | Doutoramento em História da Contabilidade | KPMG |
| Marco Sampaio | Licenciatura em Economia | KPMG |
| Ricardo Sousa | Licenciatura em Economia | INOBEST Consulting |
| Rui Ribeiro | Licenciatura em Gestão | INOBEST Consulting |

Tabela 5: Caracterização da amostra
Elaboração própria

Dos entrevistados que constituem a amostra, José Oliveira e Rui Ribeiro, foram selecionados por amostragem opinática. Os restantes, Marco Sampaio e Rui Ribeiro, foram indicados como potenciais candidatos.

2.3 Análise de dados

No processo de análise de dados, há uma abordagem interativa que envolve três etapas cruciais. Em primeiro lugar, na fase de redução, ocorre a simplificação e organização dos dados, com o objetivo de os tornar mais fáceis de entender. De seguida, na fase de exposição, os dados simplificados, são minuciosamente explorados, para identificar relações significativas entre as variáveis. Por fim, na fase de extração de conclusões, com base na análise detalhada dos dados, são formuladas conclusões que contribuem para a compreensão do fenómeno em estudo e para a tomada de decisões informadas (Aires, 2011).

3. Apresentação e discussão dos resultados

Neste ponto, são apresentados e analisados os resultados das entrevistas semiestruturadas sobre o potencial efeito da IA na auditoria para a identificação e prevenção de fraudes. Para uma compreensão mais clara dos resultados, foram categorizados e agrupados em diversas categorias e subcategorias.

3.1 Conceito de IA

Uma vez que o presente estudo se concentra na obtenção de percepções sobre os efeitos da IA na auditoria para detetar e prevenir fraudes, a primeira questão abordou o entendimento do conceito de IA.

Abaixo encontram-se transcritas as definições mencionadas pelos entrevistados:

“IA é algo que pode ajudar nos processos, eliminando a necessidade de verificação humana. Esta ferramenta, elimina outras ferramentas e permite fazer as coisas, ou construir as organizações de uma maneira completamente diferente” (José Oliveira).

“Quando falamos em IA, temos dois tipos, uma que é supervisionada, ou seja, está dependente de nós incluímos lá conhecimento, e outra que é não supervisionada” (Marco Sampaio).

“IA distingue-se do que já existia até então, que era a utilização das CAATs, introduzindo modelos preditivos para fazer uma projeção. Alimenta-se por modelos linguísticos e utiliza-os para fazer uma leitura dos dados e, em função desses dados, dá uma resposta” (Ricardo Sousa).

“Até agora, temos sempre utilizado a parte dos automatismos da análise da informação, mas não deixam de ser automatismos. A IA vai mais além, e procura introduzir variáveis para conseguir prever o resultado ou identificar padrões, para que depois possa haver tratamento por parte do humano” (Rui Ribeiro).

Os entrevistados reconhecem a IA como uma ferramenta que vai além da automação existente, introduzindo novas formas de análise e interpretação de dados que podem transformar a maneira como a auditoria é conduzida. Percebem a IA como uma tecnologia com o potencial de remodelar processos e práticas, em diversos setores. Portanto, as percepções dos entrevistados corroboram e complementam os conceitos discutidos na revisão de literatura sobre IA.

3.2 Impactos da IA na auditoria

Este ponto incide sobre os impactos que a IA tem ou poderá vir a ter, no futuro da auditoria. Identificaram-se repercussões tanto na prática profissional da auditoria como nos profissionais que a integram, o que levou a uma análise dividida em duas subcategorias.

3.2.1 Impactos da IA no processo de auditoria

Neste ponto, são apresentadas e examinadas as percepções dos entrevistados sobre as implicações, ou possíveis implicações da IA no processo de auditoria.

José Oliveira observa que a IA permite a execução de tarefas, anteriormente realizadas de forma manual, de forma mais completa, rápida e sem esforço *“o que liberta as pessoas para um papel mais de interpretar dados do que propriamente ter de os construir.”* Ressalta ainda que a IA *“liberta tempo para fazer coisas com maior valor acrescentado.”*

Marco Sampaio refere que *“a IA consegue ser um fator acelerador nas decisões que um humano tem de tomar, porque mostra as informações mais depressa do que outras ferramentas, e é aí que nos procuramos posicionar: na aceleração da tomada de decisão em todo o fluxo do trabalho de auditoria.”*

Ricardo Sousa menciona que *“na parte da resposta ao risco, a IA poderá vir a substituir o peso que as CAATs já têm.”*

No entanto, Rui Ribeiro defende que *“quanto mais tecnologia incorporarmos no processo, mais pessoas tecnológicas vamos precisar de ter nas equipas de auditoria.”*

Os entrevistados José Oliveira e Marco Sampaio, reiteraram conceitos previamente abordados na revisão de literatura. Ambos destacam a capacidade da IA para acelerar o processo de tomada de decisão e para libertar tempo para análises mais interpretativas e estratégicas dos dados. Por outro lado, Rui Ribeiro e Ricardo Sousa trouxeram novas perspetivas. Rui Ribeiro defende que à medida que mais tecnologia é integrada, existe maior necessidade de incluir especialistas em tecnologia nas equipas de auditoria. Por outro lado, Ricardo Sousa sugere que a IA pode vir a substituir a utilização das CAATs na resposta ao risco.

3.2.2 Impactos da IA na profissão de auditor

Nas próximas transcrições, são apresentadas e analisadas as visões dos entrevistados sobre o impacto da IA na profissão de auditor.

José Oliveira ressalta que a adoção da IA na auditoria pode resultar em *“menos necessidade de trabalho substantivo e, portanto, vai sobressair mais o papel do auditor como pessoa que interpreta informação, mais do que aquele que a constrói”*. Isto sugere

uma mudança no foco do trabalho do auditor, priorizando a análise e interpretação dos dados sobre tarefas manuais e repetitivas.

Marco Sampaio menciona que a IA *“traz mais satisfação para as pessoas irem à procura dos elementos que trazem risco adicional em vez de terem de olhar para informação muito extensa, concluindo que afinal estava tudo bem, e que perderam 2 dias de trabalho a fazer um teste”*. Isto sugere que a IA pode melhorar a eficiência e eficácia do trabalho do auditor, permitindo que se concentrem em áreas de maior relevância e importância. Além disso, o entrevistado, refere que a IA *“nunca substitui o auditor, o que ela permite é fazer um trabalho com maior qualidade.”* Acrescenta ainda que *“a KPMG, nunca viu a IA como uma perda de recursos humanos.”*

Ricardo Sousa afirma que apesar do avanço da IA na auditoria, o papel do auditor continuará a ser crucial: *“vamos ter sempre o julgamento profissional.”*

Rui Ribeiro destaca a necessidade de um novo perfil de auditor para que a IA funcione, efetivamente, na auditoria: *“preciso é de outro perfil de auditor.”*

Os entrevistados, reconhecem a IA como uma ferramenta capaz de promover melhorias significativas na qualidade e eficiência do trabalho de auditoria, destacando a sua capacidade de automação e planeamento. Além disso, tal como na revisão de literatura, é ressaltada a importância contínua do julgamento profissional do auditor, mesmo com a crescente adoção da IA.

No entanto, Rui Ribeiro alega a necessidade de um novo perfil de auditor. Esta perspetiva sugere uma adaptação das capacidades exigidas aos auditores para conseguirem trabalhar com IA.

3.3 Identificação de atividades fraudulentas com IA

A seguir, são partilhadas e analisadas as perspetivas dos entrevistados sobre como a IA pode ser utilizada na identificação de fraudes.

José Oliveira menciona que a auditoria, ao examinar sistematicamente as contas de uma empresa, pode identificar certas situações que levantam questões ou suspeitas, acrescentando que *“a partir do momento em a que IA pode ajudar, isso pode ser positivo”* sugerindo que, a IA pode melhorar a capacidade da auditoria para identificar possíveis problemas ou irregularidades nas contas examinadas.

Marco Sampaio afirma que a IA tem capacidade para identificar fraude, e a KPMG já a utiliza com esse fim. Acrescenta ainda que, na KPMG, a IA identifica os erros e, posteriormente, investigam a razão por trás deles. O entrevistado, explica que *“a razão pela qual deteta irregularidades é fácil de explicar: os registos das empresas, tendencialmente, seguem um padrão, uma sazonalidade, ou são lineares, mas seguem um padrão e são feitos por sistemas.”* Acrescenta ainda que a IA tem um grau de importância elevado, *“porque consegue reconhecer os registos e separar aqueles registos que são aparentemente normais, frequentes, que seguem sazonalidade ou padrão, daqueles que não seguem esse registo habitual.”*

Rui Ribeiro sugere que a IA pode ser utilizada para analisar relatórios financeiros e identificar possíveis indicadores de fraude. Menciona que ao alimentar modelos de IA com uma grande quantidade de relatórios e contas, é possível detetar transações suspeitas ou fraudulentas, com base em padrões ou características específicas. Destaca também que a IA pode ser capaz de identificar fraudes sem a necessidade de introduzir, explicitamente, conceitos específicos, sugerindo que o sistema de IA pode aprender e reconhecer padrões fraudulentos, com base nos dados fornecidos: *“o sistema vai detetar que aquela transação é fraudulenta, com base em muita informação que lhe é carregada”*.

Ricardo Sousa sugere que a IA pode ser utilizada além da simples análise de padrões, explorando outras fontes de informação e estabelecendo relações entre diferentes eventos registados nas DFs. Destaca ainda que embora as CAATs possam lidar com a análise de padrões, a IA oferece uma abordagem mais avançada para lidar com esses desafios. Além disso, o entrevistado, refere que a

deteção de fraudes é uma área onde a IA pode ser particularmente útil: *“penso que por onde começará a ser usada será para a deteção de fraudes.”*

Portanto, em conformidade com a revisão de literatura, as declarações dos entrevistados convergem para a conclusão de que a IA pode desempenhar um papel significativo na redução de riscos relacionados com a fraude.

3.3.1 Fraudes mais suscetíveis à deteção com IA

São apresentadas, abaixo, as opiniões dos entrevistados sobre os tipos de fraudes mais comuns, de acordo com as suas experiências profissionais e, como a implementação da IA pode ser útil para a deteção.

José Oliveira destaca que a IA pode ser usada para identificar uma ampla variedade de irregularidade nos registos financeiros de uma empresa, tais como *“identificar pagamentos que não deviam ser feitos, recebimentos que deviam ter entrado e não entraram, pagar a mais a funcionários ou até inventar funcionários que não existem, duplicações de documentos, entregas que não foram entregues, ou entregues no sítio errado, ou na quantidade ou qualidade errada.”*

Marco Sampaio afirma que *“as fraudes mais fáceis de ser identificadas são ao nível de vendas, receitas de clientes e despesas operacionais.”* O entrevistado, justifica a sua resposta explicando que, essas transações *“são aquelas que envolvem o maior número de transações ao longo do ano e são mais homogéneas, ou seja, existem mais pontos de observação semelhantes, o que permite identificar anomalias.”*

Rui Ribeiro e Ricardo Sousa não responderam à questão de forma explícita. No entanto, Rui Ribeiro partilha que, pela sua experiência, as fraudes ocorrem *“principalmente nas vendas”*, justificando que isso acontece pela necessidade de cumprir rácios ou ter melhores resultados, considerando que *“é a área mais fácil de manipular.”* No entanto, refere que também é comum existir manipulação nos gastos *“na parte do processo de compras”*, justificado pela necessidade de *“empolar gastos para pagar menos impostos.”* Apesar de fornecer informações valiosas sobre

áreas de vulnerabilidade para fraudes, não expressa explicitamente se considera que essas transações são mais fáceis de detetar com o uso de IA.

Com base nas opiniões dos entrevistados, há indícios de que a IA pode ser uma ferramenta eficaz na deteção de irregularidades, especialmente na área de vendas e despesas operacionais, onde as fraudes são mais comuns. Podemos concluir que existe uma necessidade de controlo em áreas críticas.

3.4 Vantagens e Limitações da implementação de IA

Neste ponto, são mencionadas as vantagens e limitações da implementação de IA na auditoria, referidas pelos entrevistados. Em primeiro lugar, são referidas as vantagens e, de seguida, as limitações.

3.4.1 Vantagens da implementação da IA na auditoria

A seguir, são apresentadas e analisadas as perspetivas dos entrevistados sobre as vantagens que a IA traz para o campo de auditoria.

José Oliveira aponta que a IA desempenha um papel fundamental na automação de tarefas no processo de auditoria, desde a recolha de dados até à comparação e análise: *“automatiza um trabalho importante de recolha de dados, comparação de dados com expectativas, preenchimento de coisas nas quais alicerças a tua análise”*. Além disso, refere que a IA *“proporciona maior eficiência, conforto e precisão, não apenas no contexto de auditoria, mas também em termos mais amplos de controlo interno da informação nas empresas.”*

Marco Sampaio, com base no que já observou da implementação da IA na KPMG, afirma que a IA *“aumenta a eficiência na tomada de decisão por parte do auditor, permitindo tomar a decisão mais facilmente, com base em factos.”*

Ricardo Sousa refere que *“com a IA podemos deixar de nos focar naquela parte e focarmo-nos mais no todo, que muitas vezes acaba por ser esquecido”*, sugerindo uma mudança do foco do micro para o macro, onde os auditores podem dedicar mais

tempo e recursos para entender o contexto geral e as interconexões dentro do sistema auditado.

A eficiência na auditoria foi, mais uma vez, apontada como vantagem da IA por Rui Ribeiro: *“eficiência na auditoria quer em termos de utilização de recursos, quer em termos do resultado.”*

Os entrevistados reforçam os pontos abordados na revisão de literatura, destacando que a IA implementada na auditoria oferece benefícios que vão desde a automação de tarefas rotineiras até uma análise mais profunda do contexto geral, resultando em maior eficiência, precisão e qualidade no processo de auditoria.

3.4.2 Limitações da implementação de IA em auditoria

Abaixo são analisadas as limitações da implementação de IA em auditoria, apontadas pelos entrevistados.

Uma das limitações apontadas por José Oliveira é o risco de os auditores se tornarem excessivamente dependentes da IA: *“se eu pensar que a IA faz o trabalho todo por mim posso cair numa armadilha que é confiar meramente em procedimentos automáticos e perder capacidade crítica.”* Para além disso, sugere que a introdução da IA no processo de auditoria pode causar perturbações ou mudanças significativas, podendo representar um desafio para os profissionais envolvidos: *“a IA pode ser disruptiva, o que não ajuda.”*

Marco Sampaio aponta para uma limitação relacionada com a falta de adaptação das normas, afirmando que *“as normas de auditoria necessitam de evoluir um pouco mais depressa, porque elas ainda não se adaptaram, suficientemente, para estas tecnologias.”* Outra limitação apontada é a falta de confiança e relutância por parte dos auditores em adotar novas ferramentas: *“o primeiro desafio é as pessoas terem de ganhar confiança para usar a ferramenta, porque há pessoas que são mais tecnológicas e sentem-se mais à vontade em querer experimentar e usar, e outras que são um bocadinho*

mais tradicionais, e a primeira reação é a desconfiança.” Para além disso, refere a necessidade de habilidades e conhecimentos específicos por parte dos auditores para aproveitar ao máximo o potencial da IA: *“o auditor tem de saber usar a IA”,* refletindo a necessidade de formação para o uso da IA: *“é preciso dar formação às pessoas e repetir a formação várias vezes, porque à primeira vez podem não se sentir a dominar a ferramenta, e é preciso ir insistindo.”* O entrevistado refere também que *“o investimento é elevado”* concluindo que, o alto custo de investimento necessário para implementar tecnologias de IA pode representar um obstáculo significativo para algumas organizações. Aponta ainda que a IA *“por vezes, identifica outliers mais recorrentemente do que o auditor gostaria”,* resultando num volume excessivo de falsos alertas ou alertas irrelevantes e aumentando o tempo necessário para revisão e investigação. Acrescenta ainda que, *“existe o risco de a ferramenta confirmar algo erradamente”,* o que pode levar a conclusões errôneas e decisões inadequadas por parte dos auditores. Por fim, com base na experiência que tem com as ferramentas de IA implementadas na KPMG, aponta que *“outro erro é a ferramenta não saber o que é que está a acontecer e dizer que é um registo suspeito e, posteriormente, os auditores concluem que está tudo bem”,* o que pode dificultar a confiança na tecnologia e exigir uma análise mais cuidadosa e crítica, por parte dos auditores.

Ricardo Sousa aponta a falta de informação para alimentar os modelos como uma das limitações. Além disso, afirma que *“o grande contra da IA é, por vezes, a fiabilidade da informação.”*

Rui Ribeiro, tal como o entrevistado anterior, refere que a principal limitação será *“o acesso à informação para alimentar estes modelos”,* acrescentando que *“há pouca informação.”* Acrescenta que outro entrave pode ser *“a adaptação das normas de auditoria ao processo.”*

As considerações dos entrevistados refletem a complexidade e os desafios envolvidos na integração da IA no campo da auditoria e destacam a importância

de uma abordagem cuidadosa e estratégica para aproveitar ao máximo o potencial dessas tecnologias. Embora a IA ofereça benefícios significativos para o processo de auditoria, é importante reconhecer e lidar com as limitações associadas à sua implementação e utilização, garantindo uma abordagem equilibrada e eficaz na sua aplicação.

Conclusão

A IA tem sido uma das áreas de maior crescimento e inovação nas últimas décadas. No entanto, apesar do seu potencial transformador, a aplicação da IA em auditoria ainda é um tópico, relativamente, pouco explorado.

A auditoria, como processo fundamental para garantir a transparência e a integridade das informações financeiras de uma organização, enfrenta desafios no combate à fraude. A fraude continua a ser um problema global, com perdas significativas para empresas e economias em todo o mundo. Diante desse cenário, a IA surge como uma ferramenta promissora para fortalecer os processos de auditoria e detetar irregularidades.

Apesar de já existirem empresas de auditoria a adotar a IA para combater a fraude, como é o caso da KPMG, a implementação desta tecnologia ainda é encarada com relutância em determinadas organizações.

Um dos pontos mais destacados pelos entrevistados relativamente às consequências da utilização da IA na auditoria é a mudança no papel do auditor, que passa a concentrar-se mais na interpretação e análise de dados do que na execução de tarefas manuais e repetitivas. Isso sugere uma evolução na natureza do trabalho do auditor, com uma ênfase crescente na tomada de decisões estratégicas, na compreensão do contexto geral das empresas auditadas e na aplicação do julgamento em matérias identificadas. A IA é reconhecida como uma ferramenta poderosa na deteção de atividades fraudulentas, proporcionando uma análise mais detalhada e precisa dos dados financeiros das empresas.

No entanto, para aproveitar o máximo potencial da IA na auditoria, é necessário enfrentar e superar os desafios identificados, como a necessidade de adaptação das normas de auditoria, ganhar a confiança dos auditores nas

ferramentas de IA, desenvolver conhecimentos específicos por parte dos auditores, e garantir a qualidade e fiabilidade dos dados utilizados. Isso requer um esforço conjunto das organizações de auditoria, reguladores, e profissionais individuais para assegurar uma integração eficaz e responsável da IA na atividade da auditoria.

Embora a IA ofereça promessas de melhorias significativas na eficiência e eficácia da auditoria, a sua implementação bem-sucedida requer uma abordagem cuidadosa e estratégica, bem como investimentos contínuos em formação. Ao superar os desafios e aproveitar as oportunidades oferecidas pela IA, os profissionais de auditoria podem melhorar, substancialmente, o seu processo de trabalho e proporcionar maior valor acrescentado aos seus clientes.

Limitações do estudo

Ao analisar as limitações da presente análise, é importante reconhecer os desafios encontrados durante a revisão de literatura. A disponibilidade de conteúdo relevante sobre os subcampos específicos da IA aplicada à auditoria foi limitada, justificada pela natureza emergente e pouco discutida desse tópico. Esta ainda escassa informação e estudos realizados dificultou a obtenção de uma base sólida de referências para sustentar a pesquisa. Por outro lado, o presente estudo, caracterizado por uma análise exploratória do tema com vista à obtenção de subtemas e questões de investigação mais focadas, não permite, nem se pretende que o faça, generalização de dados.

Futuras investigações

Em investigações futuras, várias oportunidades de estudo podem ser exploradas para ampliar e aprofundar o tema analisado. Para direcionar pesquisas futuras, seria interessante, por exemplo, considerar uma análise comparativa entre empresas que já adotaram a IA nos processos de auditoria e aquelas que não o fizeram, para entender os benefícios da IA na deteção e prevenção de fraudes, com base em resultados empíricos. Também se entende como relevante, uma investigação sobre ética e responsabilidade na implementação da IA, dado o seu carácter essencial para garantir o seu uso ético e transparente. Analisar empiricamente erros e respetivas causas cometidos pela IA durante a auditoria e investigar como mitigar tais riscos para melhorar, continuamente, os sistemas de IA, é, também, um possível ramo de investigação. Por fim, sugere-se investigar as necessidades de formação dos profissionais de auditoria em relação ao uso da IA, identificando lacunas de conhecimento e desenvolvendo programas de formação adequados.

Bibliografia

- Abdelaziz, T. A. I., & Fazil, U. (2023). Applications of integration of AI-based Optical Character Recognition (OCR) and Generative AI in Document Understanding and Processing. *Applied Research in Artificial Intelligence and Cloud Computing*, 6(11), 1-16.
- Abioye, S. O., Oyedele, L. O., Akanbi, L., Ajayi, A., Delgado, J. M. D., Bilal, M., ... & Ahmed, A. (2021). Artificial intelligence in the construction industry: A review of present status, opportunities and future challenges. *Journal of Building Engineering*, 44, 103299.
- ACFE. (2022). Occupational Fraud 2022: A Report to the Nations. Disponível em: <https://acfepublic.s3.us-west-2.amazonaws.com/2022+Report+to+the+Nations.pdf>
- Association of Certified Fraud Examiners. (sem data). What is Fraud? Obtido 09 de Novembro de 2023. <https://www.acfe.com/fraud-101.aspx>
- Augusto, A. (2014, November). Metodologias quantitativas/metodologias qualitativas: mais do que uma questão de preferência. In *Forum Sociológico. Série II* (No. 24, pp. 73-77). CESNOVA.
- Aires, L. (2011). Paradigma qualitativo e práticas de investigação educacional.
- Batista, B., Rodrigues, D., Moreira, E., & Silva, F. (2021). Técnicas de recolha de dados em investigação: inquirir por questionário e/ou inquirir por entrevista. *Reflexões em torno de Metodologias de Investigação: recolha de dados*, 2, 13-36.
- Botchey, F. E., Qin, Z., & Hughes-Lartey, K. (2020). Mobile money fraud prediction—a cross-case analysis on the efficiency of support vector machines,

- gradient boosted decision trees, and naïve bayes algorithms. *Information*, 11(8), 383.
- Boztepe, E., & Usul, H. (2019). Using the Analysis of Logistic Regression Model in Auditing and Detection of Frauds.
- Commerford, B. P., Dennis, S. A., Joe, J. R., & Ulla, J. W. (2022). Man versus machine: Complex estimates and auditor reliance on artificial intelligence. *Journal of Accounting Research*, 60(1), 171-201.
- Couceiro, B. A. D. S. (2021). *Inteligência Artificial em Auditoria Interna: proposta de modelo de auditoria interna a projetos de inteligência artificial* (Doctoral dissertation).
- Deloitte (2018). 16 Artificial Intelligence Projects from Deloitte Practical Cases of Applied AI. <https://www2.deloitte.com/content/dam/Deloitte/nl/Documents/innovatie/deloitte-nl-innovatie-artificial-intelligence-16-practical-cases.pdf>
- Domingos, P. (2017). *A revolução do algoritmo mestre*. Editorial Presença.
- Eikvil, L. (1993). Optical character recognition. *citeseer.ist.psu.edu/142042.html*, 26.
- Fonseca, L. (2015). A prevenção de fraude e a afirmação da auditoria forense. In *Congresso dos TOC–20 Anos Uma Ambição, um Compromisso, um Rumo*.
- Gotthardt, M., Koivulaakso, D., Paksoy, O., Saramo, C., Martikainen, M., & Lehner, O. (2020). Current state and challenges in the implementation of smart robotic process automation in accounting and auditing. *ACRN Journal of Finance and Risk Perspectives*.
- Green, B. P., & Choi, J. H. (1997). Assessing the risk of management fraud through neural network technology. *Auditing*, 16, 14-28.

- Ghanoum, S., & Alaba, F. M. (2020). Integration of Artificial Intelligence in Auditing: The Effect on Auditing Process. *Kristianstad University*.
- Hasan, A. R. (2021). Artificial Intelligence (AI) in accounting & auditing: A Literature review. *Open Journal of Business and Management*, 10(1), 440-465.
- Institute of Internal Auditors. (2017). Normas Internacionais para a Prática Profissional de Auditoria Interna.
- Joren, H., Gupta, O., & Raviv, D. (2020). OCR graph features for manipulation detection in documents. *arXiv preprint arXiv:2009.05158*.
- Karlov, D. N., Zueva, V. N., Trukhan, D. A., & Belykh, A. A. (2019). Application of high-speed algorithms for training neural networks for forecasting financial markets. *BRAIN. Broad Research in Artificial Intelligence and Neuroscience*, 10(3), 61-66.
- Kok, J. N., Boers, E. J., Kusters, W. A., Van der Putten, P., & Poel, M. (2009). Artificial intelligence: definition, trends, techniques, and cases. *Artificial intelligence*, 1, 270-299.
- Kothari, C. R. (2004). *Research methodology: Methods and techniques*. New Age International.
- Krambia-Kapardis, M., Christodoulou, C., & Agathocleous, M. (2010). Neural networks: the panacea in fraud detection?. *Managerial Auditing Journal*, 25(7), 659-678.
- LeCun, Y., Bengio, Y., & Hinton, G. (2015). Deep learning. *nature*, 521(7553), 436-444.
- Meira, M. F. P. (2019). O impacto da Inteligência Artificial na Auditoria.
- Moshayedi, A. J., Roy, A. S., Kolahdooz, A., & Shuxin, Y. (2022). Deep learning application pros and cons over algorithm deep learning application pros and cons over algorithm. *EAI Endorsed Transactions on AI and Robotics*, 1(1).

- Omoteso, K. (2012). The application of artificial intelligence in auditing: Looking back to the future. *Expert Systems with Applications*, 39(9), 8490-8495.
- Pannu, A. (2015). Artificial intelligence and its application in different areas. *Artificial Intelligence*, 4(10), 79-84.
- Reddy, K. N., Harichandana, U., Alekhya, T., & Rajesh, S. M. (2019). A study of robotic process automation among artificial intelligence. *International Journal of Scientific and Research Publications*, 9(2), 392-397.
- Ribeiro, J., Lima, R., Eckhardt, T., & Paiva, S. (2021). Robotic process automation and artificial intelligence in industry 4.0—a literature review. *Procedia Computer Science*, 181, 51-58.
- Rodrigues, L., Pereira, J., da Silva, A. F., & Ribeiro, H. (2023). The impact of artificial intelligence on audit profession. *Journal of Information Systems Engineering and Management*, 8(1).
- Russell, S. J., & Norvig, P. (2010). Artificial Intelligence A Modern Approach. In Pearson (3rd ed.). <https://doi.org/10.1017/S0269888900007724>
- Schmidhuber, J. (2015). Deep learning in neural networks: An overview. *Neural networks*, 61, 85-117.
- Shen, A., Tong, R., & Deng, Y. (2007, June). Application of classification models on credit card fraud detection. In *2007 International conference on service systems and service management* (pp. 1-4). IEEE.
- Silva, E. A. D. (2013). As metodologias qualitativas de investigação nas Ciências Sociais. *Revista Angolana de Sociologia*, (12), 77-99.
- Sharma, A., & Panigrahi, P. K. (2013). A review of financial accounting fraud detection based on data mining techniques. *arXiv preprint arXiv:1309.3944*.
- Strömberg, K. (2018). Robotic Process Automation of office work: benefits, challenges and capability development.

- Struthers-Kennedy, A., & Nesgood, K. (2020). Artificial Intelligence and Internal Audit: A Pragmatic Perspective, Protivity.
- Szeliski, R. (2022). *Computer vision: algorithms and applications*. Springer Nature.
- The Institute of Internal Auditors (The IIA) (2017), Artificial Intelligence – Considerations for the Profession of Internal Auditing Part I (Special Edition), Global Perspectives and Insights.
- Tribunal de Contas. (1999). Manual de Auditoria e de Procedimentos, Vol. I.
- Ulnicane, I. (2022). Artificial Intelligence in the European Union: Policy, ethics and regulation. In *The Routledge handbook of European integrations*. Taylor & Francis.
- Vasarhelyi, M. A., & Kogan, A. (1998). Artificial Intelligence in Accounting and Auditing: Towards New Paradigms, Volume 4.
- Vinuto, J. (2014). A amostragem em bola de neve na pesquisa qualitativa: um debate em aberto. *Temáticas*, 22(44), 203-220.
- Zhang, H. (2004). The optimality of naive Bayes. *Aa*, 1(2), 3.
- Zhou, W., & Kapoor, G. (2011). Detecting evolutionary financial statement fraud. *Decision support systems*, 50(3), 570-575.
- Zhu, X., Ao, X., Qin, Z., Chang, Y., Liu, Y., He, Q., & Li, J. (2021). Intelligent financial fraud detection practices in post-pandemic era. *The Innovation*, 2(4).

Anexos

Anexo I – Guião da entrevista

Nome: _____

Empresa: _____

Caraterização sociodemográfica

Formação académica: _____

Profissão: _____

Anos de experiência na área: ____

Anexo II – Declaração de Consentimento Informado

A presente entrevista faz parte de uma investigação no âmbito do Mestrado em Auditoria e Fiscalidade da Católica Porto Business School e tem como motivação explorar a utilização da inteligência artificial em auditoria para a deteção e prevenção de fraudes.

Com o objetivo de facilitar o registo da informação recolhida, a entrevista será gravada e os dados recolhidos serão somente utilizados em contexto de investigação. Os dados fornecidos podem ser utilizados de forma não confidencial para fins de apresentação ou publicação académica. Salientamos que a sua participação neste estudo é voluntária e pode retirar-se a qualquer momento, ou recusar participar, sem que tal tenha consequências para si.

A investigação será desenvolvida pela mestranda Adriana Silva, sob a orientação da Professora Doutora Luísa Anacoreta.

Eu, _____, consinto em participar voluntariamente no projeto de investigação acima descrito, consciente de que os meus dados serão usados de forma não confidencial e que poderão ser citados nomes de pessoas ou instituições, referidos por mim. Mais acrescento que fui informado dos objetivos desta investigação.

Assinatura:

Data: ___/___/___