



A utilização da Inteligência Artificial para a criação de conhecimento: Impacto na tomada de decisão de marketing e performance do negócio

O caso das PME's retalhistas de eletrónica de consumo e eletrodomésticos

Mestrado em Empreendedorismo e Inovação

Pedro Miguel Catarino dos Santos

Leiria, setembro de 2024



A utilização da Inteligência Artificial para a criação de conhecimento: Impacto na tomada de decisão de marketing e performance do negócio

O caso das PME's retalhistas de eletrónica de consumo e eletrodomésticos

Mestrado em Empreendedorismo e Inovação

Pedro Miguel Catarino dos Santos

Dissertação realizada sob a orientação da Professora Doutora Liliana Coutinho Vitorino

Leiria, setembro de 2024

Originalidade e Direitos de Autor

A presente dissertação é original, elaborada unicamente para este fim, tendo sido devidamente citados todos os autores cujos estudos e publicações contribuíram para a elaborar.

Reproduções parciais deste documento serão autorizadas na condição de que seja mencionado o Autor e feita referência ao ciclo de estudos no âmbito do qual o mesmo foi realizado, a saber, Curso de Mestrado em Empreendedorismo e Inovação, no ano letivo 2023/2024, da Escola Superior de Tecnologia e Gestão do Instituto Politécnico de Leiria, Portugal, e, bem assim, à data das provas públicas que visaram a avaliação destes trabalhos.

Agradecimentos

A conclusão desta etapa só foi possível graças ao apoio incondicional de pessoas especiais, a quem dedico os meus mais sinceros agradecimentos.

Em primeiro lugar, agradeço à minha esposa Adriana, cuja força e espírito vencedor me têm inspirado na procura constante do crescimento pessoal e profissional. Obrigado por incutir em mim o sentimento de superação de desafios e continuar a subir novos degraus na vida.

À minha família, que sempre esteve ao meu lado, especialmente aos meus pais, irmã e cunhado, que são verdadeiros pilares na minha vida. Sem o vosso apoio, carinho e incentivo, esta jornada (e tantas outras) não teria sido possível.

Aos meus colegas de mestrado, André, Cátia e Nuno, o meu muito obrigado. A vossa amizade e companheirismo foram essenciais para tornar este período académico uma aventura leve e repleta de boa disposição.

Por fim, um agradecimento muito especial à minha orientadora, Professora Doutora Liliana Vitorino, pela sua incansável disponibilidade, paciência e valiosas orientações. O seu acompanhamento foi fundamental para o desenvolvimento e conclusão desta tese.

A todos vocês, o meu mais sincero obrigado.

Resumo

A indústria de retalho de eletrónica, de consumo e eletrodomésticos caracteriza-se por um ambiente de elevada inovação e competitividade. Neste setor, as Pequenas e Médias Empresas (PME's) enfrentam um desafio acrescido devido à disparidade de recursos em relação às grandes empresas. Com a limitação de recursos, as PME's, devem desenvolver estratégias de marketing eficazes para competir no mercado, podendo obter vantagens competitivas ao aproveitar as oportunidades que a tecnologia proporciona.

Este estudo avalia o impacto que as ferramentas de inteligência artificial (IA) têm na criação de conhecimento interno e externo, nas PME's retalhistas de eletrónica de consumo e eletrodomésticos. Além disso, explora a relação entre a criação de conhecimento e a tomada de decisão de marketing baseada em dados, bem como o impacto dessas decisões de marketing na performance do negócio destas empresas.

Para tal, foi desenvolvido um questionário que foi aplicado às PME's do setor referido, totalizando uma amostra de 57 gestores de PME's. Os resultados revelaram que as ferramentas de IA são aliadas importantes na recolha e tratamento de dados, favorecendo a criação de conhecimento interno e externo. A relação entre o conhecimento e a tomada de decisão de marketing teve um resultado surpreendente, já que se verificou um impacto positivo apenas no caso do conhecimento interno. Não se constatou uma relação positiva entre a tomada de decisão de marketing e a performance do negócio.

As conclusões deste trabalho destacam a importância de criar uma cultura "*data-driven*" nas PME's, desenvolvendo competências adequadas para implementar estratégias centradas em dados. O desenvolvimento empresarial passa pela conjugação de tecnologia, formação e estratégia, fomentando um ambiente orientado por dados que possa ser a chave para a competitividade e crescimento das PME's.

Palavras-chave: tomada de decisão de marketing, inteligência artificial, performance de negócio, conhecimento interno, conhecimento externo, recolha e tratamento de dados.

Abstract

The consumer electronics and household appliances retail industry is characterized by an environment of high innovation and competitiveness. In this sector, Small and Medium-sized Enterprises (SME's) face an additional challenge due to the disparity in resources compared to large companies. Despite having fewer financial and human resources, these SMEs need to compete, developing effective marketing strategies and taking advantage of the opportunities that technology provides to shorten distances and obtain competitive advantages.

This study evaluates the impact of artificial intelligence (AI) tools on the creation of internal and external knowledge in consumer electronics and household appliances retail SMEs. Furthermore, it explores the relationship between knowledge creation and data-based marketing decision-making, as well as the impact of these marketing decisions on the business performance of the companies studied.

The research was based on a questionnaire applied to a sample of 57 SME managers in the sector in Portugal. The results revealed that AI tools are important allies in collecting and processing data, favoring the creation of internal and external knowledge. The relationship between knowledge and marketing decision-making was partially corroborated, as a positive impact was only found in the case of internal knowledge. No positive relationship was found between marketing decision making and business performance.

The conclusions of this work highlight the importance of creating a "data-driven" culture in SME's, developing adequate skills to implement data-centric strategies. Business development involves combining technology, training and strategy, fostering a data-driven environment that can be the key to the competitiveness and growth of SME's.

Keywords: marketing decision making, artificial intelligence, business performance, internal knowledge, external knowledge, data collection and processing.

Índice

Originalidade e Direitos de Autor	iii
Agradecimentos	iv
Resumo	v
Abstract	vi
Lista de Figuras	x
Lista de tabelas	xi
Lista de siglas e acrónimos	xii
1. Introdução	1
1.1. Contexto do estudo	1
1.2. Objetivo do estudo	2
1.3. Estrutura da investigação.....	3
2. Revisão da literatura	4
2.1. Inteligência Artificial - Fundações e “Ecosistema”	4
2.1.1. Definição da Inteligência Artificial	4
2.1.2. A história da Inteligência Artificial	5
2.1.3. “Ecosistema” da Inteligência Artificial	6
2.1.4. Inovação e a Inteligência Artificial: o papel da recolha e tratamento de dados	10
2.2. Inteligência Artificial - Aplicações no Marketing	11
2.3. A utilização da Inteligência Artificial no retalho	13
2.4. A Inteligência Artificial na aquisição, gestão, partilha de conhecimento	15
2.4.1. Definição de conhecimento	15
2.4.2. A aquisição de conhecimento - Interno e externo	17
2.4.3. A gestão do conhecimento	18
2.4.4. A utilização da Inteligência Artificial para a criação e gestão de conhecimento	19
2.4.5. A utilização da Inteligência Artificial para a partilha de conhecimento... ..	21
2.5. Tomada de decisão de marketing com base em dados	23
2.5.1. Tomada de decisão de marketing com base em dados.....	23
2.5.2. Sinergia homem-máquina para a tomada de decisões informadas	24
2.6. Performance do negócio	24
2.7. A adoção de Inteligência Artificial na realidade portuguesa	26
2.8. Modelo conceptual e formulação das hipóteses de investigação	27
3. Metodologia de investigação	32
3.1. Desenho da investigação	32
3.2. Objetivos	32
3.3. Instrumento de recolha de dados	33

3.4.	Definição da amostra.....	34
3.5.	Operacionalização e medida das variáveis	35
3.6.	Método de análise de dados.....	37
3.7.	Síntese dos Aspectos Metodológicos	37
4.	Análise e Discussão dos Resultados.....	39
4.1.	Caracterização da Amostra.....	39
4.2.	Caracterização das variáveis.....	40
4.3.	Estudo da consistência e validade do modelo de medidas.....	43
4.4.	Avaliação do modelo proposto para uso de equações estruturais.....	48
4.5.	Análise dos Resultados do Modelo Estrutural.....	50
5.	Conclusão	56
5.1.	Implicações Teóricas	56
5.2.	Implicações Práticas	58
5.3.	Considerações finais	59
5.4.	Recomendações Futuras aos empresários	59
5.5.	Limitações do estudo e linhas de investigação futura	60
	Bibliografia ou Referências Bibliográficas.....	62
	Anexos	73

Lista de Figuras

Figura 1 IA + ML + DL	8
Figura 2 Processo de criação de conhecimento com IA	20
Figura 3 Modelo conceptual da investigação.....	31
Figura 4 Resultados do modelo de medida - AVE e Path Coefficient.....	49
Figura 5 Resultados do modelo estrutural - t-value	49
Figura 6 Resultados do modelo estrutural - p-value.....	50

Lista de tabelas

Tabela 1 Impacto das tomadas de decisão com IA no Marketing mix.....	12
Tabela 2 Utilização da IA nas fases de gestão de conhecimento.....	19
Tabela 3 Indicadores de performance de negócio.....	26
Tabela 4 Escalas de Medição das Variáveis utilizadas no questionário.....	35
Tabela 5 Síntese da metodologia de investigação.....	38
Tabela 6 Caracterização dos inquiridos	40
Tabela 7 Análise descritiva das variáveis (n=57).....	41
Tabela 8 Análise da consistência e fiabilidade das escalas	45
Tabela 9 Validade discriminante.....	47
Tabela 10 Resultados da estimação do modelo de equações estruturais.....	55

Lista de siglas e acrónimos

AVE	<i>Average Variated Extracted</i>
CC	Conhecimento de Cliente
CM	Conhecimento de Mercado
CRM	<i>Customer Relationship Management</i>
DL	<i>Deep Learning</i>
ERP	<i>Enterprise Resource Planning</i>
IA	Inteligência Artificial
ML	<i>Machine Learning</i>
PME	Pequena e Média Empresa
PN	Performance de negócio
ROI	<i>Return On Investment</i>
RTD	Recolha e Tratamento de dados
TDM	Tomada de decisão de Marketing

1. Introdução

1.1. Contexto do estudo

No âmbito da dissertação de Mestrado em Inovação e Empreendedorismo, realizada no Politécnico de Leiria, o presente estudo tem como objetivo avaliar o impacto das ferramentas de Inteligência Artificial (IA) na recolha, tratamento e análise de dados internos e externos, bem como o seu efeito na tomada de decisão de marketing e na performance do negócio. A escolha desta temática surge da crescente relevância da IA no panorama empresarial, onde a capacidade de recolher, tratar e utilizar dados de forma eficiente se apresenta como um fator crítico para a obtenção de vantagem competitiva.

Com a evolução acelerada das ferramentas de IA, as empresas do setor de retalho de eletrónica de consumo e eletrodomésticos, especialmente as PME's, enfrentam novas oportunidades e desafios. Este estudo pretende, assim, explorar o grau de adoção e maturidade dessas ferramentas no contexto das PME's, avaliando até que ponto as empresas estão a utilizar estas soluções para otimizar processos, melhorar a experiência do cliente e impulsionar a sua performance. Através da análise do impacto da IA nestes domínios, procura-se compreender de que forma as PME's podem tirar o melhor proveito das tecnologias emergentes para se posicionarem de forma mais competitiva no mercado.

Nos últimos anos, a Inteligência Artificial (IA) tem vindo a transformar o ambiente empresarial, revolucionando não apenas a automação de processos, mas também a forma como as decisões estratégicas e operacionais são tomadas.

Em Portugal, a adoção da IA tem registado um crescimento expressivo, com previsões que indicam um investimento significativo neste domínio. Dados da IDC (International Data Corporation), apontam para um aumento de 23,2% no investimento em IA, prevendo-se que em 2024 o investimento ultrapasse os 100 milhões de euros (ITInsights, 2024). Apesar do entusiasmo e das projeções de crescimento, a realidade portuguesa, particularmente no contexto das pequenas e médias empresas (PME's), apresenta desafios notáveis. A adoção de IA nas PME's tem sido mais lenta, e a literatura disponível sobre o impacto desta tecnologia neste segmento específico ainda é escassa. Este cenário coloca a importância de compreender o grau de maturidade e o potencial que a IA pode trazer para estas empresas.

Outro aspecto explorado nesta dissertação é o papel da IA na partilha e gestão do conhecimento dentro das organizações. A capacidade de criar, partilhar e reutilizar o conhecimento é um dos pilares da vantagem competitiva nas empresas modernas (Olan et al., 2022). A IA, neste contexto, surge como uma ferramenta poderosa para facilitar a partilha de conhecimento e promover a inovação (Abubakar et al., 2019).

Neste estudo, também será abordada a criação de conhecimento interno e externo nas empresas, um processo contínuo e essencial para garantir soluções operacionais e processuais que reforcem a sua vantagem competitiva (Ritala & Stefan, 2021).

A tomada de decisão baseada em dados é outro dos temas centrais deste estudo. A implementação de ferramentas de IA na análise de dados tem permitido às empresas extrair insights importantes para a tomada de decisões mais informadas e estratégicas (Stone et al., 2020).

Desta forma, esta dissertação pretende não só avaliar o impacto da IA nas PME's retalhistas de eletrónica de consumo e eletrodomésticos, mas também explorar como a criação e gestão de conhecimento e a tomada de decisão com base em dados podem ser otimizadas através da implementação desta tecnologia. Ao analisar estas questões, este estudo contribui para uma melhor compreensão do papel da IA no fortalecimento da competitividade e inovação das empresas no contexto atual.

1.2. Objetivo do estudo

Com este estudo espera-se criar um maior conhecimento que permita às empresas entender o grau de maturidade e o impacto que as ferramentas de IA têm atualmente na recolha e tratamento de dados, e entender de que forma estes dados impactam as decisões de marketing e a performance de negócio.

Pretende-se também, criar um maior conhecimento que permita às empresas adaptar a sua estratégia, recursos e até cultura organizacional de forma tirar o maior proveito dos dados através da utilização de ferramentas de IA.

Nesse sentido, a presente investigação pretende dar resposta a 2 questões principais:

- Pode a recolha de dados com ferramentas de IA ter um impacto positivo na criação de conhecimento interno e externo, nomeadamente de clientes e de mercado?
- Pode este conhecimento impactar positivamente a tomada de decisão de marketing que, por sua vez, melhora a performance de negócio?

1.3.Estrutura da investigação

O presente trabalho encontra-se dividido em cinco capítulos. O primeiro capítulo introduz o tema e o seu contexto, justificando a sua relevância e apresentando os objetivos do estudo. Por fim, apresenta uma visão geral da estrutura da dissertação.

No segundo capítulo, realizou-se uma revisão da literatura, com o objetivo de aprofundar o enquadramento teórico do tema e discutir os conceitos-chave para a investigação, como o papel da IA na aquisição, gestão e partilha de conhecimento, a tomada de decisão de marketing baseada em dados, e a definição dos principais indicadores para medição de performance de negócio.

O terceiro capítulo detalha o desenho da investigação e os objetivos do estudo, explica os métodos de recolha de dados e a definição da amostra. Apresenta também a operacionalização das variáveis e o método escolhido para a análise dos dados.

O quarto capítulo é dedicado à análise e discussão dos resultados. Inicia com a caracterização da amostra e das variáveis, segue com o estudo de fiabilidade e validade do modelo de medidas e com a avaliação do modelo proposto através de equações estruturais. Conclui com a análise dos resultados do modelo estrutural.

Por fim, no quinto capítulo, são expostas as conclusões do estudo, destacando as suas contribuições teóricas e práticas para as empresas analisadas. São igualmente discutidas as limitações do estudo e sugeridas direções para futuras investigações.

2. Revisão da literatura

2.1. Inteligência Artificial - Fundações e “Ecosistema”

2.1.1. Definição da Inteligência Artificial

O termo Inteligência Artificial (IA) obteve a sua primeira conceptualização em 1955 por John McCarthy ao definir a IA como a ciência e engenharia de criar máquinas inteligentes (Manning, 2020). Em 1956, o autor na conferência de Dartmouth refere-se à IA “máquinas capazes de desempenhar tarefas características da inteligência humana (Kissinger et al., 2021).

Sendo a IA uma imitação ou simulação da inteligência humana, e verificando que este é um campo ainda mal compreendido pelos humanos, não constitui grande surpresa o facto de a IA ainda não ser um campo de definição clara (Sheikh et al., 2023).

No entanto, com a evolução do tempo, do conhecimento e dos estudos relacionados com o tema, várias definições foram surgindo.

Segundo Russell & Norvig (2016), a IA está mais direccionada para a aquisição de conhecimento, à planificação e à resolução de obstáculos. Trata-se da capacidade das máquinas para realizar tarefas exibindo comportamento inteligente e semelhante ao de um humano (Russell & Norvig, 2016).

Numa outra perspetiva, este conceito também envolve o conhecimento, a autoconsciência, o conhecimento emocional, a razão, a criatividade, a lógica e o pensamento crítico (Legg & Hutter, 2007).

Anica-Popa et al. (2021) definem a IA de uma forma bastante elucidativa e abrangente naquilo que respeita a todas as envolventes e subdomínios do campo da IA. Estes referem que se trata da capacidade de um sistema adquirir e interpretar dados, aprender e depois aplicar o novo conhecimento para alcançar determinados resultados ou executar uma tarefa através de comportamento adaptativo.

A IA pode assim oferecer ferramentas capaz de reinventar modelos de negócios, mudar o futuro do trabalho, melhorar o desempenho e até mesmo potenciar as capacidades humanas (Collins et al., 2021).

2.1.2. A história da Inteligência Artificial

Em 1950, o teste de Turing alavancou a ciência e o mundo da inteligência artificial, potenciando novos horizontes, quando Alan Turing questiona “Será que as máquinas podem pensar?” (Turing, 1950).

Em 1955, como referido na seção acima, o termo IA é apresentado de uma forma concreta por McCarthy. Em 1956, John McCarthy em conjunto com Minsky, Claude Shannon e Nathaniel Rochester, convenceram 10 investigadores Norte-Americanos, da área da automação, redes neuronais e inteligência a participar num workshop em Darmouth. Este workshop, tinha como objetivo a realização de um estudo de inteligência artificial, para testar a hipótese de que cada aspeto da aprendizagem ou qualquer outra característica da inteligência pode, em princípio, ser descrita com tanta precisão que uma máquina pode ser construída para a simular.

Este workshop não trouxe nenhuma novidade em concreto, mas possibilitou que as grandes figuras que viriam a dominar o campo da investigação em IA se conhecessem e viessem a trabalhar em conjunto, tornando-se os grandes responsáveis pelos avanços desta área nos próximos 20 anos (Russell & Norvig, 2016).

Desde então, o campo da IA passou por períodos de avanços e recuos. Fases de grandes expectativas e épocas de revés e descredibilização (Du & Xie, 2021). Peter Norvig e Stuart Russell apelidam esta fase de “*early enthusiasm, great expectations*” (Russell & Norvig, 2016).

Mais recentemente, impulsionada por fatores como os rápidos avanços no poder de computação e na velocidade de processamento, a Internet das Coisas (IoT) e a crescente disponibilidade de *big data*, o campo da IA tem visto grandes avanços (Du & Xie, 2021).

Queiroz refere que estamos perante uma revolução pois “o desenvolvimento dos computadores eletrónicos em meados do século XX permitiu a rápida execução de algoritmos, levando a novos avanços numa vasta gama de campos, incluindo inteligência artificial, análise de dados e aprendizagem de máquinas” (Queiroz de Andrade, 2023, p.12).

Efetivamente, a aplicação da IA está a tornar-se cada vez mais extensa, e profundamente integrada com as ciências fundamentais, a produção industrial, a vida humana, a organização

social e o espaço digital, que tem um impacto profundo no trabalho e estilo de vida dos dias de hoje (Xu et al., 2021).

2.1.3. “Ecosistema” da Inteligência Artificial

Nos referenciais teóricos é comum encontrar conceitos relacionados com a IA como *Machine Learning* (ML) e *Deep Learning* (DL). Embora estes estejam intimamente ligados, estes apresentam-se como conceitos distintos.

De acordo com Anica-Popa et al. (2021), a IA é reconhecida como a capacidade para adquirir e interpretar dados, aprender e depois aplicar o novo conhecimento para alcançar determinados resultados ou executar uma tarefa através de comportamento adaptativo, e inclui muitos subdomínios. Para uma melhor compreensão do “ecossistema” da IA, julga-se pertinente apresentar os conceitos de *Machine Learning* e *Deep Learning*.

O termo *Machine Learning* (ML) surge na década de 1950, quando Arthur Samuel explicou que o ML fornece aos computadores “a capacidade de aprender sem serem explicitamente programados” (Samuel, 1959). É na verdade, um subconjunto da IA (figura 1) que aborda formas de construir sistemas que melhoram automaticamente através da experiência (Jordan & Mitchell, 2015).

A literatura distingue três grandes subcategorias de ML (aprendizagem supervisionada, não-supervisionada e reforçada), como métodos de IA destinados a criar capacidades de IA (Bonaccorso, 2017). Kissinger et al. (2021), enumeram as principais formas de aprendizagem automática: “a aprendizagem supervisionada, a aprendizagem não supervisionada e a aprendizagem reforçada.” (Kissinger et al., 2021, p.69).

A aprendizagem supervisionada são os sistemas de IA que utilizam dados previamente rotulados. Normalmente já tem à priori inputs de exemplo e outputs desejados (Daugherty & Wilson, 2018). Tem como objetivo compreender e associar dados, por exemplo uma imagem, com um rótulo pré-definido. Ex.: uma imagem de um gato é rotulada como ‘gato’. Com esta compreensão e associação entre o rótulo e as imagens, as IA começam a ter a capacidade de identificar corretamente novas imagens (Kissinger et al., 2021). Este tipo de aprendizagem pode ser dividido em duas tarefas: classificação (ex.: assumir um processo como fraude ou não fraude) ou de regressão (ex.: previsão de preços futuros no mercado de ações) (Shrestha et al., 2021).

A aprendizagem não-supervisionada: utiliza dados não rotulados. O algoritmo trabalha sozinho para encontrar estruturas e padrões. Este método de aprendizagem pode ser um objetivo em si (descobrir padrões ocultos nos dados) ou um meio para atingir um fim (extrair recursos dos dados). O modelo é focado principalmente na exploração de dados de entrada e na inferência de estruturas ocultas a partir de dados não rotulados (Daugherty & Wilson, 2018).

A aprendizagem reforçada é um tipo de aprendizagem em que um algoritmo recebe um objetivo específico, como controlar um braço robótico ou jogar um jogo. (Daugherty & Wilson, 2018). Neste modelo, a IA “atua como ‘agente’ num ambiente simplificado e controlado, observando e registrando reações e ações.” (Kissinger et al., 2021, p.70). Ex.: O desenvolvimento de robots e carros autónomos e os algoritmos desenvolvidos para jogar contra humanos como Poker ou Xadrez utilizam na sua maioria o método de aprendizagem reforçada (Shrestha et al., 2021).

Um sistema de ML pode aprender à medida que avança. A cada novo conjunto de dados, o sistema atualiza os seus modelos e a forma como “vê” o mundo. Verificando os três principais métodos de ML, é possível concluir que numa era em que as máquinas podem aprender e mudar com base nas suas experiências e dados, os humanos tornaram-se menos criadores e ditadores de regras e mais como professores e formadores (Daugherty & Wilson, 2018).

Apesar de não constar declaradamente nos três principais métodos de ML, a rede neural também é um tipo de *Machine Learning*, na medida em que aprendendo a partir de dados observacionais, processa informações de forma semelhante a um sistema nervoso biológico. (Daugherty & Wilson, 2018). Ex.: A análise da fala humana a partir de diversos padrões como o tom de voz, volume, idioma e sotaque. Assistentes virtuais como Alexa utilizam o reconhecimento de fala para realizar tarefas como ajudar *call centers* a classificar chamadas automaticamente ou criar legendas de vídeos e gravações de reuniões com precisão para permitir maior alcance do conteúdo (Daugherty & Wilson, 2018).

O ***Deep Learning*** (DL) trata-se de uma abordagem de ML que tem por base a recolha de conhecimento a partir de dados, formando uma hierarquia que permite a um computador aprender conceitos complexos a partir de conceitos mais simples (Brei, 2020). O DL utiliza redes neurais profundas, para simular o poder da tomada de decisão do cérebro humano.

Estas ferramentas permitem execução de tarefas analíticas e físicas sem intervenção humana (IBM, n.d.).

O “ecossistema” de IA pode ser verificado de forma visual e simplificada na figura 1.

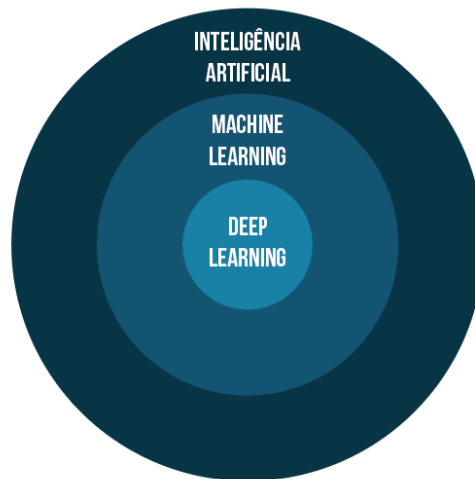


Figura 1 IA + ML + DL
(Fonte: Elaboração própria)

Em contraste com as abordagens mais tradicionais em que os sistemas informáticos aplicam regras fixas, os algoritmos de ML e DL reconhecem os padrões nos dados. São estes os denominados ‘algoritmos de aprendizagem automática’ (Sheikh et al., 2023).

2.1.3.1. Capacidade da Inteligência Artificial

A capacidade da Inteligência Artificial refere-se à capacidade que os sistemas de IA possuem para realizar diversas tarefas ou resolver problemas. Essas capacidades são amplamente variadas e podem incluir vários métodos definidos abaixo:

1. **Visão computacional:** Um campo que se concentra em ensinar computadores a identificar, categorizar e compreender o conteúdo de imagens e vídeos. Através desta tecnologia, o computador pode extrair informações significativas de dados (imagens e vídeos) e realizar tarefas visuais avançadas, como detecção de alvos, segmentação de imagens e rastreamento de movimentos (Luo, 2024).
2. **Processamento de linguagem natural:** Capacidade de compreender e gerar linguagem humana (natural) de forma eficaz, possibilitando assim a execução de

tarefas como tradução automática, pesquisa inteligente baseada em conteúdos ou até compreensão de linguagem e análise de sentimentos (Wang & Wang, 2005).

3. **Sistemas preditivos:** O tipo de análise preditiva integra as técnicas de IA como ferramentas de análise preditiva para analisar dados em tempo real. Estes sistemas permitem antecipar tendências, comportamentos e resultados futuros (David Iyanuoluwa Ajiga et al., 2024).

2.1.3.2. Aplicações da Inteligência Artificial

A Inteligência Artificial pode ser aplicada em diferentes domínios nos dias de hoje, como referido anteriormente. As aplicações referem-se então, às diversas técnicas e sistemas de inteligência artificial que são utilizados para resolver problemas, automatizar tarefas e fornecer *insights* valiosos nos mais variados contextos e setores. Essas aplicações abrangem uma ampla gama de domínios que incluem:

- **Agentes inteligentes (Chatbots):** Trata-se de sistemas que processam e simulam conversas humanas, escritas ou faladas, permitindo uma comunicação fluída e contextualizada entre humanos e “máquinas” (Oracle, n.d.).
- **Robótica colaborativa (cobots):** Com a instituição da cooperação entre humano-máquina no local de trabalho, é introduzida uma necessidade de comportamento entre ambos os elementos (Chromjakova et al., 2021) Os robots colaborativos (cobots) operam em velocidades mais lentas e estão equipados com sensores por forma a permitir a colaboração segura com os trabalhadores humanos (Daugherty & Wilson, 2018).
- **Sistemas de recomendação:** Estes sistemas fornecem suporte de serviço personalizado aos utilizadores, ao aprender os seus comportamentos anteriores e prever as suas preferências atuais para produtos específicos (Zhang et al., 2021). Aplicam sugestões com base em padrões subtis detetados pelos algoritmos de IA ao longo do tempo. Podem ser direcionados aos consumidores para sugerir novos

produtos ou utilizados internamente para fazer sugestões estratégicas (Daugherty & Wilson, 2018).

- **Personalização:** Análise de tendências e padrões para clientes e funcionários com o objetivo de otimizar produtos, serviços ou até modelos de negócio (Daugherty & Wilson, 2018). Quaisquer funções e atividades dos mais diversos setores que possam beneficiar de resultados de personalização, devem considerar a utilização da IA. Por exemplo, recomendações de filmes da Netflix ou vendas cruzadas da Amazon (Huang & Rust, 2020).
- **Realidade Aumentada:** Aplicações que transformam “volumes de dados e análises em imagens ou animações que são sobrepostas no mundo real” (Porter & Heppelmann, 2017, p. 74) por exemplo os ecrãs de alertas e avisos de colisão na linha de visão dos condutores disponíveis em vários automóveis (Porter & Heppelmann, 2017, p. 74).

2.1.4. Inovação e a Inteligência Artificial: o papel da recolha e tratamento de dados

A inovação deriva de atividades baseadas no conhecimento que envolvem a aplicação prática da informação e conhecimento existentes ou recentemente desenvolvidos. Tanto a informação como o conhecimento podem ser obtidos ou criados dentro ou fora da organização (Oslo Manual 2018, 2018). A inovação está cada vez mais ligada à capacidade de recolher e tratar grandes volumes de dados, transformando-os em conhecimento estratégico. A IA desempenha um papel fundamental neste processo, ao permitir a análise eficiente dos dados provenientes tanto de fontes internas como externas.

A capacidade da IA em automatizar tarefas complexas, aprender padrões e fornecer insights valiosos através da recolha de dados tem impulsionado inovações em todos os setores de atividade. Com a crescente disponibilidade de informação, tornou-se necessário desenvolver estratégias eficientes para recolher e potenciar os conjuntos de dados existentes. Maskey (2023) reforça esta ideia destacando a necessidade de centrar a IA com base em dados, para que se consiga retirar o maior potencial das suas ferramentas.

A IA possui uma grande capacidade de interpretação de dados externos, de aprender com eles e de utilizar estes conhecimentos para atingir objetivos e tarefas específicas através de

uma adaptação flexível (Kaplan & Haenlein, 2019). É, então, fundamental que o processo de recolha e tratamento dos dados de forma a beneficiar as características da IA, tenha por base informação fidedigna e contextualizada com o objetivo proposto. De acordo com (Kissinger et al., 2021), “As IA ‘aprendem’ mediante o consumo de dados, e retirando depois observações e conclusões com base nesses dados”.

Neste contexto, os dados (que podem aparecer como dados tabulares, imagens, textos, áudio e vídeo) definem-se como um conceito geral para descrever um determinado volume de valores que transmitam informações. Estes dados serão utilizados para treinar modelos de aprendizagem de máquina ou servem como *input* do modelo para fazer previsões (Zha et al., 2023).

Importa também destacar a importância da participação humana nas tarefas de IA centradas em dados, por forma a “alimentar” e direcionar o conhecimento da máquina com informações o mais credíveis e contextualizadas possível. A participação humana torna-se crucial em muitos cenários porque é muitas vezes a única forma de garantir que o comportamento dos sistemas de IA está alinhado com as intenções humanas (Zha et al., 2023).

Outro fator crítico é a compreensão profunda do meio envolvente ou do setor para que seja possível a recolha de dados consistentes, verosímeis e representativos (Zha et al., 2023). Apenas com este tipo de recolha de dados será possível obter *outputs* verídicos, contextualizados com o objetivo final e não enviesados com a realidade.

2.2. Inteligência Artificial - Aplicações no Marketing

Overgoor et al. (2019) definem a IA no marketing como o desenvolvimento de sistemas que utilizam as informações que possuem sobre consumidores, concorrentes e o negócio interno, para sugerirem e/ou tomar ações de marketing por forma a obter o melhor resultado (Overgoor et al., 2019).

Este novo paradigma tecnológico permite aos *marketers* dar resposta às expectativas dos consumidores e enriquecer a sua jornada de compra. As ferramentas de IA são vistas como a resposta à necessidade de personalização e interação entre a marca e o consumidor (Olson & Levy, 2017). Desta forma será possível oferecer experiências como recomendações personalizadas automáticas de produtos e serviços, (Grewal et al., 2017), diminuição dos

tempos de compra (Moncrief, 2017) ou até otimizar o design de produto alinhado com as necessidades do cliente (Dekimpe, 2020).

A adoção de ferramentas de IA e ML permitem que as marcas otimizem as suas relações com os seus clientes em todas as fases do processo de compra (aquisição, retenção, fidelização e referência) (Venkatesan & Lecinski, 2021).

Todas as áreas de *marketing mix* poderão ser impactadas pela introdução da IA nas decisões de marketing. A tabela 1 apresenta alguns exemplos: (Jarek & Mazurek, 2019)

Tabela 1 Impacto das tomadas de decisão com IA no Marketing mix

Fonte: Jarek & Mazurek (2019)

<p><u>Produto:</u></p> <ul style="list-style-type: none">• Desenvolvimento de novos produtos;• Hiper-personalização;• Recomendações automáticas;	<p><u>Preço:</u></p> <ul style="list-style-type: none">• Gestão de preços através de atribuição dinâmica de preço a partir do perfil e histórico do cliente e/ou consumidor;
<p><u>Distribuição:</u></p> <ul style="list-style-type: none">• Simplificação do processo de compra;• Apoio ao cliente 24/7 (ex.: <i>chatbots</i>)• Automação do processo de compra;• Novos canais de distribuição;	<p><u>Comunicação:</u></p> <ul style="list-style-type: none">• Criação de experiências personalizadas;• Comunicação personalizada;

A implementação de IA proporciona um impacto bidirecional no marketing. Quem beneficia da sua utilização será o consumidor, mas também o negócio internamente, afetando a gestão de marketing e o próprio modelo de negócio (Jarek & Mazurek, 2019).

De acordo com o autor, conforme se vai aumentando o grau de conhecimento e a familiarização com estas ferramentas, os gestores de marketing terão tendência a testar cada vez mais soluções de negócios que combinam elementos de automação, otimização e personalização.

A implementação de uma estratégia com base em ferramentas de IA tem menos a ver com o conhecimento de algoritmos, mas sim com a construção de relações de equilíbrio entre os objetivos estratégicos, processos e benefícios de marketing orientados por IA (Mari, 2019).

Acredita-se que as próximas décadas serão testemunhas da proliferação de automatismos de IA alimentados por métodos de aprendizagem automática em todos os setores de atividade incluindo o retalho, que se discutirá na próxima secção (Ma & Sun, 2020).

2.3.A utilização da Inteligência Artificial no retalho

As ferramentas de IA tornaram-se uma força transformadora na constante evolução do setor de retalho, pois alteraram a forma como as empresas compreendem e respondem ao comportamento do consumidor. Ntumba et al. (2023) acreditam que estas ferramentas possibilitam e capacitam as empresas para que estas possam oferecer experiências personalizadas, simplificar as interações e promover conexões duradouras com os clientes (David Iyanuoluwa Ajiga et al., 2024).

De acordo com Shankar (2018), estas ferramentas trouxeram benefícios tanto para a própria organização, como para o consumidor. Do lado da empresa, esta poderá utilizar a IA a seu favor para processos operacionais como a otimização de stocks, logística e entregas, bem como nos processos estratégicos, como o apoio à tomada de decisão com base em dados. O consumidor beneficia ao ter uma oferta direcionada e personalizada para os seus interesses e hábitos de consumo (Shankar, 2018).

Em específico, no setor do retalho, podem-se enumerar-se alguns dos principais benefícios dos sistemas de IA, tais como:

- **Gestão de conhecimento e apoio à tomada de decisão** – A IA possibilita a recolha e o tratamento de informações ao longo da cadeia de valor através da gestão, partilha, utilização, criação e processamento de dados. Assim, são processados dados estruturados e não estruturados que se transformam em *outputs* utilizados para contribuir para o conhecimento de base da organização. Esta recolha, tratamento e interpretação de dados feitos pela IA, permitem antecipar possíveis necessidades e comportamentos dos consumidores (Oosthuizen et al., 2021). A partir dos padrões comportamentais passados ou atuais dos consumidores, a empresa obtém dados que

permitem antecipar comportamentos futuros dos clientes e, assim, fundamentar as suas decisões estratégicas (Anica-Popa et al., 2021).

- **Gestão de inventário** – O objetivo das organizações passa por otimizar os custos de stock. Estes podem ser diretos (custo de armazenamento) ou indiretos (vendas perdidas) (Anica-Popa et al., 2021). As ferramentas de IA trazem uma nova realidade à gestão de stocks através dos seus modelos preditivos que ajudam a evitar situações de rutura ou excesso de stock, possibilitando o alinhamento dos níveis de stock com a procura prevista para aquele momento (David Iyanuoluwa Ajiga et al., 2024).
- **Otimização de operações** – A aplicação de IA na gestão de processos operacionais permite otimizar a sua eficiência e eficácia, assim, minimizar custos e maximizar as capacidades operacionais da organização (Oosthuizen et al., 2021). Um dos exemplos pode ser verificado na possibilidade de redução de custos com funcionários que executam tarefas “algorítmicas” ou repetitivas. Estas tarefas poderão passar a ser executadas por ferramentas de IA (Olsen & Tomlin, 2020).
- **Envolvimento com os clientes** – Os retalhistas estão a utilizar as aplicações de IA para se conectar e construir relações com os clientes através de recomendações e compras personalizadas. Este processo permite às marcas encontrar as melhores soluções e responder a questões relacionadas com os produtos em tempo real. Esta relação pode acontecer em toda a cadeia de valor, não só na fase final de compra (Oosthuizen et al., 2021). As tecnologias como chatbots ou assistentes virtuais com reconhecimento de voz, como Alexa ou Siri, melhoram a experiência do cliente em toda a jornada (Anica-Popa et al., 2021).

No mercado são várias as empresas que já utilizam a Inteligência Artificial a seu favor. A Nike é um excelente exemplo de como uma empresa pode retirar o melhor proveito da IA a seu favor (e dos seus clientes). A marca implementou ferramentas de IA com realidade aumentada para oferecer aos seus clientes a possibilidade de criar o seu calçado personalizado. O processo desde o design até a entrega ao cliente leva apenas 2 semanas (Chao et al., 2019).

A Amazon também aproveita as novas tecnologias potenciadas com IA para oferecer uma experiência de excelência aos seus clientes nas lojas físicas. A Amazon Go permite que os

clientes façam *scan* através dos seus *smartphones* ao entrar na loja, escolher os produtos que desejam e simplesmente sair. Tecnologias como visão computacional e aprendizagem profunda em conjunto com vários sensores, permitem a detecção automática dos produtos que são retirados ou devolvidos às prateleiras e monitorizam os artigos num carrinho virtual. O cliente é cobrado através da sua conta Amazon (Grewal et al., 2017).

A partir de exemplos como este, verifica-se a crescente necessidade de aproveitar todo o potencial das tecnologias e das ferramentas de IA para criar experiências e ligações duradouras com os clientes, pois a realidade do retalho está cada vez mais dinâmica e orientada por dados (David Iyanuoluwa Ajiga et al., 2024).

2.4.A Inteligência Artificial na aquisição, gestão e partilha de conhecimento

2.4.1. Definição de conhecimento

O conhecimento é uma fusão entre a informação contextual e a experiência enquadrada num determinado contexto, juntamente com a experiência pura do indivíduo (Davenport & Prusak, 1998).

Mais do que simples informação, o conhecimento “envolve o entendimento obtido através da experiência e da aprendizagem (...) Quando a informação é apresentada num contexto torna-se conhecimento” (Martins, 2018. p.17). Desta forma, afirma-se que o conhecimento está dependente de vários fatores como a informação, o contexto e a ação humana.

O conhecimento pode estar armazenado em três tipos de “repositório”: Indivíduos, instrumentos tecnológicos (hardware ou software) e em rotinas (procedimentos ou tarefas padrão) (Martins, 2018).

O conhecimento organizacional relaciona-se com as informações, dados ou atividades que a organização, as equipas organizacionais e os indivíduos usam para executar tarefas definidas, bem como atingir objetivos definidos (Kovačić et al., 2022). De acordo com Spender (1996), o conhecimento organizacional é um conjunto de factos documentados e bem conhecidos, bem como as práticas que os funcionários da organização criam quando executam tarefas definidas. Este está relacionado com o *know-how*, que gera inovações que os funcionários da organização criam com base nas necessidades identificadas no ambiente organizacional (B. Gupta et al., 2000).

Assim, pode-se concluir que o conhecimento acaba por ser um “ativo” fundamental para as empresas, pois torna-se uma base para o desenvolvimento da vantagem competitiva, bem como para o aumento da eficiência e eficácia dos funcionários (Kovačić et al., 2022). A gestão e utilização deste conhecimento de forma eficaz, é fundamental para que as organizações tirem o maior partido do valor do conhecimento (Omotayo, 2015).

Para que seja possível impulsionar uma organização, os três tipos de “repositório” de conhecimento são fundamentais. Os processos e a tecnologia por si só não são suficientes, mas as suas pessoas (colaboradores) e o conhecimento que neles reside são parte integral no sucesso da organização (Omotayo, 2015).

O conhecimento organizacional pode ser dividido em conhecimento tácito e conhecimento explícito. O conhecimento tácito consiste, em parte, nas competências técnicas. É um tipo de competências difíceis de definir e explicar. Note-se o exemplo de um mestre artesão, após anos de experiência, desenvolve uma riqueza de conhecimentos “na ponta dos dedos”. Este conhecimento adquirido, muitas vezes é impossível de documentar e transmitir com princípios científicos ou técnicos (Nonaka, 2007). Este é um tipo de conhecimento “mais pessoal e pouco visível, como é o caso do conhecimento subjetivo e da intuição, e está profundamente enraizado na experiência, ações, procedimentos e «rotinas» dos indivíduos, tão bem como nos ideais, valores e emoções que eles adoptam” (Martins, 2018 p.20).

Já o conhecimento explícito é um tipo de conhecimento formal e sistemático. Este pode ser facilmente documentado, comunicado e partilhado, por exemplo em especificações de produto ou em formato científico (Nonaka, 2007). O conhecimento explícito é documentado e torna-se numa base para a criação de conhecimento tácito (Boiral, 2002).

Passar do conhecimento tácito para o explícito é um processo de articulação da visão pessoal sobre o mundo, isto porque o conhecimento tácito, para além do *know-how*, inclui modelos mentais e crenças pessoais (Nonaka, 2007).

No entanto, as rotinas e procedimentos padrão “tornam o conhecimento menos tácito e mais codificável” (Martins, 2018 p.20).

Os conhecimentos tácito e explícito complementam-se e ambos são essenciais para a criação de conhecimento nas empresas. É neste processo de «conversão» de tácito para explícito que

a criação de conhecimento organizacional toma lugar. Este acaba por se tornar domínio da rede de conhecimento da organização (Martins, 2018).

Martins (2018) identifica os aspetos fundamentais para a criação de conhecimento nas empresas, são eles: (1) A forma do conhecimento, (2) a utilidade do conhecimento e (3) quem utiliza o conhecimento. De forma sucinta, o primeiro aspeto refere que o conhecimento não se trata apenas de dados e informações, mas também de emoções, valores e experiências pessoais; no segundo confere que para além de gerir conhecimento existente, as organizações devem criar novo conhecimento de forma contínua; por último, todas as pessoas da organização devem estar envolvidas no processo de aquisição, gestão e criação de novo conhecimento.

2.4.2. A aquisição de conhecimento - Interno e externo

As empresas necessitam de se ver envolvidas num processo constante de criação de conhecimento para adquirir novas soluções operacionais e processuais com o objetivo de potenciar a sua vantagem competitiva e o seu valor acrescentado.

As tecnologias como *Big Data*, sensores, IoT (*Internet of Things*) são responsáveis por um grande impacto na criação de conhecimento organizacional. Estes tipos de tecnologias possibilitam a recolha de uma grande quantidade de dados a partir dos quais a organização pode criar conhecimento. Para que seja possível a utilização destas tecnologias, a empresa necessita de realizar uma transformação digital do seu negócio para que possa embarcar dentro do seu ambiente e da sua estrutura estas ferramentas e retirar o melhor partido delas (Kovačić et al., 2022).

É fundamental que esta criação de conhecimento e capacidade de “aprender” das empresas advenha de múltiplas fontes – interno e externo (fornecedores, clientes). Neste caso, a organização garante a capacidade de “desenvolver uma “base de conhecimento” difícil de imitar pelos concorrentes” (Martins, 2018 p.15). Importa realçar que o conhecimento interno se refere à análise realizada a partir de dados internos da organização. Estes podem ser provenientes de várias fontes internas como o CRM, ERP ou do próprio website da empresa (Harrison et al., 2015).

A utilização eficaz do conhecimento interno da organização permite potenciar a inovação e a vantagem competitiva. Para isso é necessária a criação de medidas e estratégias operacionais para integrar o conhecimento interno da empresa (Koch, 2011).

Em relação ao conhecimento externo, este baseia-se em dados provenientes de fora da organização. Estes dados possibilitam a tomada de decisões estratégicas e podem ter impacto na tomada de decisão de negócios internamente. Os dados podem vir de plataformas de redes sociais, relatórios, estatísticas ou comércio eletrônico, e, quando bem analisados, permitem uma visão ampla do desempenho da concorrência, dos consumidores e do mercado (Bures et al., 2012; Harrison et al., 2015).

A aquisição de conhecimento externo pode ser particularmente difícil de adquirir para o caso das PME's que, são normalmente providas de menos recursos financeiros e humanos. Os custos e a complexidade para a procura de conhecimento externo poderão ser uma barreira para este tipo de empresas com recursos mais limitados (Franzò et al., 2023).

Apesar de tudo, os processos de pesquisa externa assumem especial importância na capacidade de inovação das empresas, nomeadamente tendo em conta o atual cenário económico volátil, os ciclos de vida dos produtos mais curtos e também pelo aumento da digitalização e da concorrência (Lanzolla et al., 2021).

A combinação de conhecimento interno e externo permite às empresas a oportunidade de renovar e fortalecer a sua base de conhecimento e otimizar as suas capacidades inovadoras (Ritala & Stefan, 2021).

2.4.3. A gestão do conhecimento

É costume dizer-se que conhecimento é poder. Com base nesta afirmação, pode-se afirmar que a gestão do conhecimento é a chave do poder (Omotayo, 2015).

O conhecimento organizacional, uma vez criado, deve ser gerido. Esta gestão define-se como o processo de identificação e documentação do conhecimento e de identificação da forma de criação do conhecimento organizacional quando os colaboradores executam uma determinada tarefa. Por sua vez, quando o ambiente e o contexto organizacional mudam, a forma como as tarefas são executadas também mudam. Através deste fator de mudança, é criado um novo conhecimento organizacional (Kovačić et al., 2022).

A maior vantagem competitiva que uma empresa tem no séc. XXI é o que ela sabe e como utiliza o que sabe! (B. Gupta et al., 2000).

2.4.4. A utilização da Inteligência Artificial para a criação e gestão de conhecimento

O papel da IA na gestão de conhecimento centra-se especificamente nas tarefas e não pode ser facilmente transferido entre diferentes contextos. Desta forma, apesar da IA ter um papel importante em algumas funções específicas da gestão do conhecimento, o humano continua a ter um papel fundamental no que diz respeito a este tema (Jarrahi et al., 2023).

A inteligência geral continua a ser uma característica centrada no humano, pois como referem Brynjolfsson & Mitchell (2017), “continuamos muito longe da inteligência artificial geral. As máquinas não podem realizar todo o tipo de tarefas que os humanos podem realizar”¹.

Segundo Jarrahi et al. (2023), as principais funções atribuídas à IA na gestão de conhecimento irão, na sua maioria, aumentar os recursos humanos em vez de os substituir, alcançando assim a inteligência colaborativa, na qual a IA e os humanos se complementam.

Apesar de ainda possuir apenas uma inteligência relacionada a contextos de tarefas específicos, a IA revela-se como uma ferramenta fundamental para a gestão de conhecimento. A título ilustrativo, a IA pode armazenar, recuperar e analisar formas explícitas de conhecimento (ex.: imagens ou texto). Pode, também, responder de forma sensata às perguntas dos clientes sobre a compatibilidade do seu sistema de aquecimento com termostatos inteligentes (ex.: Google Nest, Alexa) (Jarrahi et al., 2023).

A tabela abaixo apresenta outros exemplos da utilização da IA nas várias fases de gestão do conhecimento, desde a criação até à aplicação do conhecimento.

Tabela 2 Utilização da IA nas fases de gestão de conhecimento
Tabela adaptada de Jarrahi et al. (2023)

Processo de Gestão de conhecimento	Possibilidades com sistemas de IA	Exemplos
Criação de conhecimento	<ul style="list-style-type: none">• Análise preditiva;• Reconhecimento de padrões;• Análise de dados da organização e descoberta de possíveis relações;	<ul style="list-style-type: none">• Previsão de fechos de vendas;• Descoberta de ineficiências da organização a partir da análise de CRM.

¹ *we remain very far from artificial general intelligence. Machines cannot do the full range of tasks that humans can do.*

Armazenamento e recuperação de conhecimento	<ul style="list-style-type: none"> • Recolha, classificação, organização, armazenamento e recuperação de conhecimento explícito; • Análise e filtro de canais de conteúdos e comunicação; • Facilidade na reutilização do conhecimento por equipas e indivíduos. 	<ul style="list-style-type: none"> • Organização e resumo de precedentes legais relevantes para um novo caso; • Recuperação e aglomeração de informações dispersas relacionadas com uma situação específica.
Partilha de conhecimento	<ul style="list-style-type: none"> • Conectar pessoas que trabalham nas mesmas questões, promovendo interações e <i>know-how</i>; • Facilitar a inteligência colaborativa e a memória organizacional compartilhada. 	<ul style="list-style-type: none"> • Facilitar o <i>feedback</i> e revisão por pares em sistemas de comunicação; • Facilitar a partilha inteligente em tempo real entre canais de marketing e <i>pipelines</i> de vendas;
Aplicação de conhecimento	<ul style="list-style-type: none"> • Melhorar a aplicação do conhecimento situado através da pesquisa e preparação de fontes de conhecimento; • Oferecer <i>interfaces</i> de sistema mais “naturais” e intuitivas (ex.: assistentes baseados em voz); • Promover o acesso equitativo ao conhecimento. 	<ul style="list-style-type: none"> • Encontrar e aplicar perguntas e respostas em manuais <i>online</i> para gerir o conhecimento de um serviço; • Fornecer aplicações de conhecimento mais centradas no ser humano e acessíveis através de <i>chatbots</i>.

A IA transformou e potenciou de forma considerável a recolha e gestão do conhecimento organizacional (Kovačić et al., 2022). A figura 2 elucida de forma simplificada o processo da criação de conhecimento desde a entrada de dados até à saída de informação através de sistemas de IA.

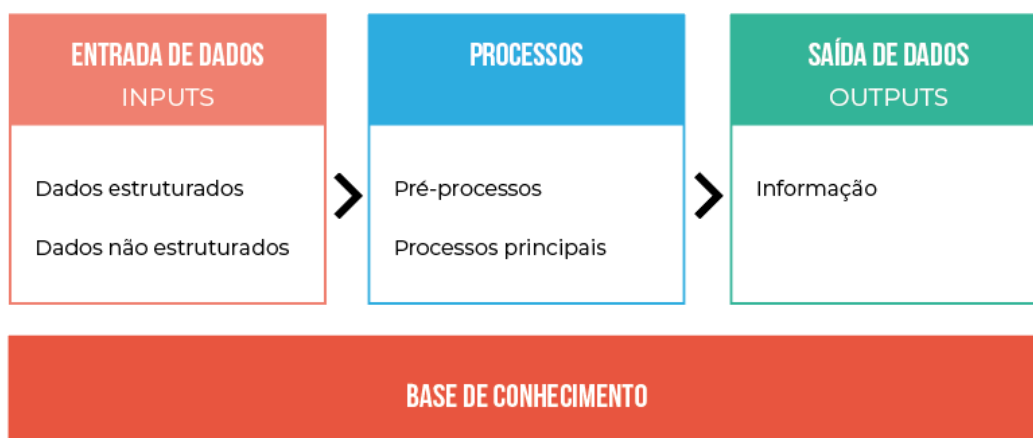


Figura 2 Processo de criação de conhecimento com IA
Fonte: adaptado de Paschen et al. (2019)

O processo inicia com a **entrada de dados** no sistema de IA. Estes *inputs* podem advir de dados estruturados ou não estruturados. Os dados estruturados referem-se a informações organizadas e formatadas. Normalmente, seguem um modelo e um esquema bem definido, tornando-se facilmente pesquisável e classificável. Ex.: informações de clientes armazenadas em bases de dados com colunas definidas para nome, volume de compras, etc. (Oluwaseyi & Potter, 2023). Já os dados não estruturados, não têm um formato ou organização específica. Tornam-se mais difíceis de interpretar pelas máquinas sem processamento adicional. Ex.: *posts* ou comentários de redes sociais, gravação de áudios com voz humana, conteúdo visual como fotografias (Oluwaseyi & Potter, 2023).

De seguida, surge a fase de **processos**. Numa primeira fase, a de pré-processos, os sistemas de IA necessitam de classificar, formatar e padronizar os dados não estruturados, isto é, transformar os dados não-estruturados em dados estruturados.

Na segunda fase, de processos principais, o sistema de IA tem como objetivo “aprender” com os dados obtidos. Esta aprendizagem é o processo de aquisição de conhecimentos novos ou de modificação de conhecimentos existentes para melhorar os resultados desejados. Nesta fase, o sistema de IA tem como principais funções a resolução de problemas, raciocínio e aprendizagem automática (Paschen et al., 2019).

Por forma a permitir aos sistemas de IA executar as funções de resolução de problemas, raciocínio e aprendizagem, estes dependem do armazenamento de grandes volumes de dados. É nesta fase que entra a **base de conhecimento** que, possibilita o armazenamento de informações, em tempo real ou não. Estes dados podem advir dos *inputs* recolhidos na primeira fase, ou criados automaticamente pelo sistema de IA conforme vão “aprendendo” e gerando novas informações de forma automática (Paschen et al., 2019).

Finalmente, os resultados obtidos são transformados em outputs, na **saída de dados**. Estes resultados permitem informar e apoiar a tomada de decisão humana ou até ser relevantes para outros sistemas de informação que atuam no ambiente interno ou externo do negócio (Paschen et al., 2019).

2.4.5. A utilização da Inteligência Artificial para a partilha de conhecimento

A utilização inteligente do conhecimento impulsiona a vantagem competitiva e o crescimento sustentável da organização. O fator determinante sobre este assunto é a forma como a organização cria, partilha e reutiliza o conhecimento disponível (Yilmaz, 2016). A

partilha de conhecimento é o que permite às organizações produzir novo conhecimento que, por sua vez, viabiliza a otimização dos processos e a estratégia de negócio da organização (Olan et al., 2022).

Os comportamentos de partilha de conhecimento entre os indivíduos na organização podem ser influenciados por uma série de fatores. Esta partilha de conhecimento pode ser inspirada, positiva ou negativamente, por fatores pessoais como a motivação, valores ou autoidentidade, ou por motivos inerentes à organização, como a cultura organizacional, recursos como o espaço, tempo ou acessos. Um fator que merece especial relevo no processo de partilha de conhecimento é a implementação e o acesso às tecnologias atuais que propiciem e facilitem a partilha de conhecimento organizacional (Abubakar et al., 2019).

Por forma a tirar o melhor partido do conhecimento organizacional, é necessária a implementação de ferramentas tecnológicas avançadas, como a IA. Estas ferramentas permitem alavancar uma estratégia de desempenho organizacional mais sustentável para operações de negócios numa sociedade digitalizada e em constante mudança (Olan et al., 2022).

Quando uma organização implementa as ferramentas de IA para garantir compromissos de conhecimento na organização, deteta-se que os funcionários desenvolvem mais confiança na interação e troca de conhecimento tácito (Olan et al., 2022). Além disso, como referido anteriormente, as ferramentas de IA são úteis para a criação, gestão e partilha de conhecimento. Por exemplo, a IA pode auxiliar na procura de perfis de interesse sobre determinado assunto, conexão de pessoas de interesse comum num tema com o objetivo de resolver determinado problema. Este tipo de dinâmicas, proporciona a fusão de conhecimento entre indivíduos, o que culmina, assim, na criação de novo conhecimento organizacional (Tsui et al., 2000).

No entanto, a implementação destas ferramentas para a criação, gestão e partilha de conhecimento, também tem barreiras. As atitudes dos colaboradores em relação ao novo sistema, a falta de motivação em participar e os custos associados à implementação são as principais condicionantes para uma implementação efetiva (de Vasconcelos et al., 2017).

A criação de uma cultura organizacional de cooperação e colaborativa torna-se fundamental para possibilitar a criação de conhecimento organizacional e a partilha de conhecimento entre os indivíduos (Martins, 2018).

2.5. Tomada de decisão de marketing com base em dados

2.5.1. Tomada de decisão de marketing com base em dados

A utilização das soluções de IA para a tomada de decisões em ambiente empresarial tem sido uma das aplicações mais importantes na história da IA (Duan et al., 2019).

A implementação de ferramentas baseadas em IA nas empresas já é uma realidade comum no que toca às tarefas operacionais do negócio. No entanto, no que diz respeito ao domínio estratégico das empresas, a IA tem ainda um caminho a percorrer. Prevê-se que num futuro próximo, as ferramentas de IA sejam extensivamente implementadas para executar e auxiliar nas tarefas estratégicas das organizações. A escolha do modelo de negócio, decisões de entrada no mercado ou decisões de preço são exemplos de decisões estratégicas que serão amplamente auxiliadas, ou até tomadas, por sistemas de IA (Stone et al., 2020).

Ljepava (2022) refere que as ferramentas de IA irão impactar positivamente o segmento de marketing estratégico a curto prazo nomeadamente no que diz respeito à tomada de decisão de marketing e estratégias adjacentes. Estas tecnologias irão permitir uma maior confiança nas tomadas de decisão e diminuir o viés cognitivo por parte dos humanos que tomam decisões.

A tomada de decisão baseada em dados, potenciada pela IA, será um pilar fundamental para a otimização operacional e estratégica, transformando o futuro das organizações ao aproveitar tanto o conhecimento interno como o externo para impulsionar a performance das empresas em toda a sua linha. Estas informações permitirão mapear o comportamento do consumidor ou aferir a satisfação de compra de um cliente. Estes são alguns dos exemplos de conhecimento interno que poderá ser extremamente potenciado pelas ferramentas de IA.

Atualmente, também já é possível utilizar métodos de análise de *big data* e utilizar as informações resultantes para tomar melhores decisões internas. No processo de análise de satisfação de um cliente, por exemplo, estes sistemas têm a capacidade de identificar pessoas que utilizam termos que sugerem forte insatisfação com uma determinada marca ou produto. A organização tem assim a capacidade de intervir de alguma forma. A necessidade continua a ser a mesma do passado - como identificar um cliente insatisfeito - mas as ferramentas são diferentes (Davenport, 2014).

Do ponto de vista do ambiente externo à organização, os dados são igualmente fundamentais para possibilitar a tomada de decisões estratégicas. Por exemplo, a obtenção de *insights* e a análise de sentimentos, fornece uma nova fonte de informações aos profissionais de marketing sobre como consumidores pensam, sentem e agem (Stone et al., 2020).

A obtenção e a análise destes dados permitem formular uma série de padrões e comportamentos que fornecem informações valiosas aos decisores para atuarem de forma mais eficaz e, assim, potencializar o negócio.

2.5.2. Sinergia homem-máquina para a tomada de decisões informadas

A IA é uma ferramenta poderosa como já se referiu, mas é importante reforçar que o papel do ser humano continua preponderante nessa dinâmica. A colaboração entre a IA, o conhecimento e experiência humana potencializam a tomada de decisões informadas, combinando o poder analítico da máquina com a intuição e a experiência humanas para alcançar resultados mais abrangentes e eficazes. A IA pode desempenhar vários papéis na tomada de decisões, mas será maioritariamente aceite pelos decisores humanos como uma ferramenta de apoio/aumento de decisões, e não como uma automatização da tomada de decisões para os substituir (Duan et al., 2019).

Daugherty & Wilson (2018) também afirmam que as empresas podem beneficiar da otimização da “colaboração entre humanos e inteligência artificial” e desenvolver “habilidades de fusão” dos funcionários que lhes permitam trabalhar eficazmente na interface homem-máquina.

Assim, as organizações são desafiadas a reconsiderar os seus processos, e dar prioridade à integração da IA nas organizações para alcançar maior agilidade, escalabilidade, e otimização na tomada de decisões ou na personalização dos seus produtos e serviços (Wilson & Daugherty, 2019).

2.6. Performance do negócio

A performance do negócio refere-se à capacidade da empresa de conquistar e reter clientes e de melhorar as suas vendas, os seus lucros e o otimizar o retorno sobre o investimento (ROI) (Wamba et al., 2017).

A análise e interpretação de grande volume de dados (*Big Data Analytics*) é hoje considerada como uma ferramenta de crucial importância, pois fornece informações vitais por forma a melhorar a eficiência e eficácia dos negócios tanto no âmbito operacional como estratégico (Wamba et al., 2017).

Com o crescente impacto das tecnologias de informação potenciadas com a IA e o acesso a um enorme volume de dados, as organizações necessitam de implementar a sua transformação digital a fim de incluir estas ferramentas no processo de organização e otimização dos seus processos e na inovação da empresa para que, desta forma, seja possível acelerar a sua performance organizacional e desempenho geral da empresa.

Estes sistemas permitem que as empresas se tornem proativas e voltadas para o futuro. Se bem aproveitadas pelos gestores das empresas, possibilitam a redução de custos de aquisição de clientes e o aumento das receitas da empresa. São agora consideradas como um grande diferenciador entre organizações de alta e baixa performance (Liu, 2015).

Cabe aos gestores das organizações, retirar o maior proveito destas ferramentas e fomentar esta “cultura” dentro da empresa para que, desta forma, consigam melhorar o desempenho organizacional e criar valor acrescentado (Wamba et al., 2017).

A performance organizacional pode ser melhorada em vários aspetos como a relação com o cliente, a seleção de recursos humanos, gestão financeira e decisões estratégicas (Maramganti & Rajyalakshmi, 2019).

Atualmente, a IA permite potenciar e acelerar esta performance no sentido organizacional (finanças, marketing e administrativo), bem como a nível operacional e de processos da empresa (Wamba-Taguimdje et al., 2020). Este desempenho pode ser medido, comparando as metas definidas com o desempenho real (Abubakar et al., 2019).

Selvam et al. (2016) e Santos & Brito, (2012) enumeram algumas dimensões cujos indicadores servem para determinar a performance do negócio. Estas dimensões podem ser de foro interno ou externo à própria organização:

Tabela 3 Indicadores de performance de negócio
Fonte: Selvam et al. (2016) e Santos & Brito, (2012)

Dimensão	Indicadores
Rentabilidade	Retorno do investimento, retorno sobre os ativos, margem do EBITDA, resultado líquido/receitas, valor económico acrescentado
Valor de mercado	Valor de mercado acrescentado, equidade da marca
Crescimento	Crescimento da quota de mercado, crescimento de ativos, crescimento das receitas e do lucro, crescimento do número de colaboradores
Satisfação dos colaboradores	Rotatividade, investimento em formação, planos de carreira, ambiente organizacional, satisfação geral dos colaboradores, salários e prémios
Satisfação dos clientes	<i>Portfólio de produtos e serviços, número de reclamações, taxa de recompra, retenção de clientes, satisfação geral dos clientes</i>

2.7.A adoção de Inteligência Artificial na realidade portuguesa

Em Portugal, a utilização das ferramentas de IA na tomada de decisão de marketing está a crescer de forma significativa.

Gabriel Coimbra, Vice-Presidente da *International Data Corporation (IDC)* Portugal aponta para um boom na adoção da IA em Portugal já no ano de 2024. Prevê-se que esta implementação tenha um forte crescimento, com um investimento superior a 100 milhões de euros, o que representa um aumento de 23,2% em relação ao ano anterior (ITInsights, 2024).

A IDC indica que as ferramentas desenvolvidas para business *analytics* e inteligência artificial “representavam no final de 2022 um investimento global de 300 milhões de euros, em Portugal, mas, dentro de dois anos, esse investimento estará acima dos 500 milhões de euros” (Rodrigues, 2023).

No entanto, estas transições também acarretam riscos significativos para as organizações. A IDC alerta que “cada organização deverá focar-se no desenvolvimento de novas abordagens

de liderança, modelos de negócios e competências para garantir um impacto confiável e responsável da IA” (ITInsights, (2024).

A realidade portuguesa antevê um cenário promissor para a IA na tomada de decisão de marketing, com uma adoção crescente e um impacto positivo na eficiência e eficácia das estratégias de marketing. No entanto, é essencial que as empresas continuem a investir em tecnologia e formação para que lhes seja possível tirar o maior proveito das ferramentas de IA para potenciar o seu modelo de negócio.

No que diz respeito à realidade concreta das PME’s, a literatura ainda é escassa para que se possa obter dados relevantes relativamente ao nível de adoção de IA por parte destas empresas.

2.8. Modelo conceptual e formulação das hipóteses de investigação

A integração da IA e da Análise de Dados revolucionou o cenário da pesquisa de mercado e da inteligência competitiva. A utilização destas ferramentas aumenta a eficiência e a precisão da análise de dados, o que permite às empresas recolher padrões significativos acerca do mercado externo, ou seja, perceber comportamentos de consumo, identificar e antecipar tendências de mercado e dos concorrentes (Vashishth et al., 2024).

O *Big Data*, isto é, a recolha de grandes quantidades de dados, está a tornar-se uma fonte cada vez mais valiosa de conhecimento de mercado para as organizações. O processo de entrada, tratamento e saída de dados e a utilização de diferentes ferramentas de IA para operar o método podem ajudar os profissionais de marketing a transformar dados em informações e, em última análise, em diferentes tipos de conhecimento. A IA permite o conhecimento do mercado externo, por exemplo, na análise de grande quantidade de conteúdo online publicado nas redes sociais, blogs ou plataformas de notícias de terceiros (Paschen et al., 2019).

Os sistemas de IA, conferem assim uma grande oportunidade para obter insights baseados em dados e, assim, otimizar a pesquisa e validação de mercado, ou seja, o conhecimento externo. A título ilustrativo, as análises preditivas e algoritmos avançados podem ajudar a descobrir padrões ocultos, prever tendências de mercado e validar conceitos de produtos com maior precisão e eficiência (Damilola Oluwaseun Ogundipe et al., 2024).

Assim de acordo com o referencial teórico, é possível afirmar que a IA tem um impacto positivo na criação de conhecimento do mercado, pelo que se formula a seguinte hipótese:

- **H1** – *A recolha e tratamento de dados com ferramentas de IA têm uma relação positiva com a criação de conhecimento do ambiente externo, nomeadamente o conhecimento do mercado.*

Como referido anteriormente, a interseção entre IA e a aquisição de dados de clientes representa um marco significativo na evolução do marketing e na gestão do relacionamento com o cliente.

Paschen et al (2019) referem que a IA facilita o conhecimento do cliente de diversas formas, por exemplo, a partir da criação de um perfil abrangente de atuais ou potenciais clientes, onde se poderão identificar padrões e/ou tendências que permitem tomar decisões estratégicas de marketing. Por sua vez, Zada (2022) indica que as empresas que estão a utilizar a IA para a recolha de dados do ambiente interno, conseguem acelerar o processo de conhecimento do cliente.

Verificando as ferramentas de IA para recolha de dados, podem ser utilizados modelos preditivos para analisar o desempenho passado, por forma a avaliar a probabilidade de um cliente apresentar um comportamento específico no futuro. Podem também ser utilizados modelos descritivos, que “descrevem” relações nos dados que são usadas para classificar clientes (Hair, 2007).

Ao aproveitar o poder da IA para analisar dados de forma inteligente, as organizações podem acelerar a obtenção de *insights* valiosos que impulsionam o crescimento, a inovação e a excelência no atendimento ao cliente.

Assim, as referências teóricas sugerem fortemente que a recolha e tratamento de dados com ferramentas de IA têm uma relação positiva com a criação de conhecimento do ambiente interno das organizações, com um foco particular no conhecimento do cliente. Desta forma é possível formular a seguinte hipótese:

- **H2** – *A recolha e tratamento de dados com ferramentas de IA têm uma relação positiva com a criação de conhecimento do ambiente interno, nomeadamente o conhecimento do cliente.*

Pode-se então afirmar que a criação de conhecimento a partir dos vários tipos de dados (estruturados ou não estruturados), desempenha um papel fundamental na gestão de diferentes processos organizacionais pois permite às empresas recorrer a essa informação para tomar decisões de negócios (Itani et al., 2024).

Olabode et al. (2022) referem que as empresas orientadas por dados, recolhem, integram e otimizam informações em grande escala (a partir de fontes interna e externas à organização) para gerar novos *insights* sobre consumidores, concorrentes e fornecedores por forma a obterem vantagem competitiva.

Esta aquisição de conhecimento do ambiente externo permite criar padrões e relações entre os dados, de forma a identificar tendências de mercado, prever a procura futura e ajudar no planeamento estratégico, contribuindo assim para uma tomada de decisão com menos probabilidade de erro (Ann Udeh et al., 2024).

Paschen et al. (2019) confirmam esta hipótese ao referir que as empresas devem desenvolver e utilizar o conhecimento de mercado externo (concorrentes, fornecedores, legisladores ou órgãos de comunicação social) uma vez que estas forças externas podem influenciar as preferências e comportamentos dos clientes.

O conhecimento externo, obtido a partir de dados concretos e análises detalhadas, permite então que os profissionais de marketing tomem decisões baseadas em dados, minimizando desta forma os riscos e maximizando o retorno sobre o investimento.

Em suma, o conhecimento do ambiente externo permite às organizações serem mais ágeis e eficazes nas suas tomadas de decisão de marketing, alinhando as suas iniciativas com as dinâmicas do mercado e as expectativas dos consumidores. Desta forma, com base na literatura existente permite formular a seguinte hipótese:

- **H3** – *A criação de conhecimento do ambiente externo tem uma relação positiva com a tomada de decisão de marketing com base em dados.*

Basu et al. (2023) também referem a importância de recolher, analisar e obter informações a partir dos dados de transações dos clientes para obtenção de conhecimento do cliente. Este processo abre novos caminhos para análises estratégicas que podem melhorar a tomada de decisões de marketing. Esta análise de marketing dá suporte às decisões de marketing

juntamente com a gestão da relação com o cliente em toda a jornada de aquisição, retenção e satisfação dos clientes.

Num mercado altamente competitivo e em rápida evolução, a obtenção de informações acerca do ambiente interno, nomeadamente dos clientes (conhecimento interno), facilita a tomada de decisões estratégicas o que se torna determinante para o sucesso das organizações. Este conhecimento permite por exemplo, otimizar a eficácia das campanhas de marketing para clientes existentes e possíveis clientes, permitindo que as empresas se adaptem de forma dinâmica e mantenham a sua competitividade. O conhecimento interno possibilita, também, a antecipação de tendências de mercado e necessidades dos clientes, permitindo ajustes proativos na estratégia de marketing (Anjorin et al., 2024), facilitando por exemplo a criação de estratégia de marketing personalizadas.

Como referido, a criação de uma base de conhecimento do cliente facilita a previsão de comportamentos futuros dos clientes, permitindo que as empresas antecipem necessidades e preferências (Zhan et al., 2018).

Quando as organizações obtêm o conhecimento interno, conseguem colocar as ferramentas de marketing a executar funções com base em dados, informações e conhecimentos dinâmicos em tempo real, em vez de categorias estáticas de necessidades do cliente (Yau et al., 2021).

A literatura permite concluir que a criação de conhecimento do ambiente interno (processos internos, desempenho de produtos, transações e feedback dos clientes, etc), é fundamental para a tomada de decisões de marketing informadas. Desta forma é possível formular a seguinte hipótese:

- **H4** – *A criação de conhecimento do ambiente interno tem uma relação positiva com a tomada de decisão de marketing com base em dados.*

Bag et al. (2020) indicam que a tomada de decisão racional de marketing como fator fundamental para um forte desempenho das empresas.

Quando se procura tomar decisões racionais e informadas, diminui-se em grande escala as suposições e os preconceitos. Isto leva a decisões de com maior confiança e a um melhor desempenho organizacional (Abubakar et al., 2019).

Os sistemas que proporcionam outputs baseados em dados, auxiliam nas tomadas de decisão estratégicas e operacionais das empresas, bem como o acesso à informação para melhorar o desempenho de marketing (S. Gupta et al., 2021).

Sáenz et al. (2022) enfatizam esta questão ao referir que a análise de dados potenciada pelos sistemas de IA leva a melhores decisões de marketing, o que, por consequência, permite melhorar o desempenho da empresa. Germann et al. (2013) acrescenta ainda que o impacto do uso destas novas ferramentas é acrescido, quando estamos perante uma concorrência mais intensa e as preferências dos consumidores ou clientes mudam de forma mais rápida.

A literatura confirma que a tomada de decisão de marketing com base em dados é fundamental para a performance das empresas. Este processo, não orienta apenas a tomada de decisão, mas também permite alavancar e potenciar o sucesso e a sustentabilidade das empresas.

Ao utilizar dados concretos, as empresas têm a possibilidade de direcionar os seus esforços de forma mais precisa, otimizar recursos e maximizar o retorno sobre o investimento. Desta forma é possível formular a seguinte hipótese:

- **H5** – *A tomada de decisão de marketing com base em dados tem um impacto positivo na performance do negócio.*

As hipóteses estabelecidas refletem o modelo concetual que se apresenta na figura 3.

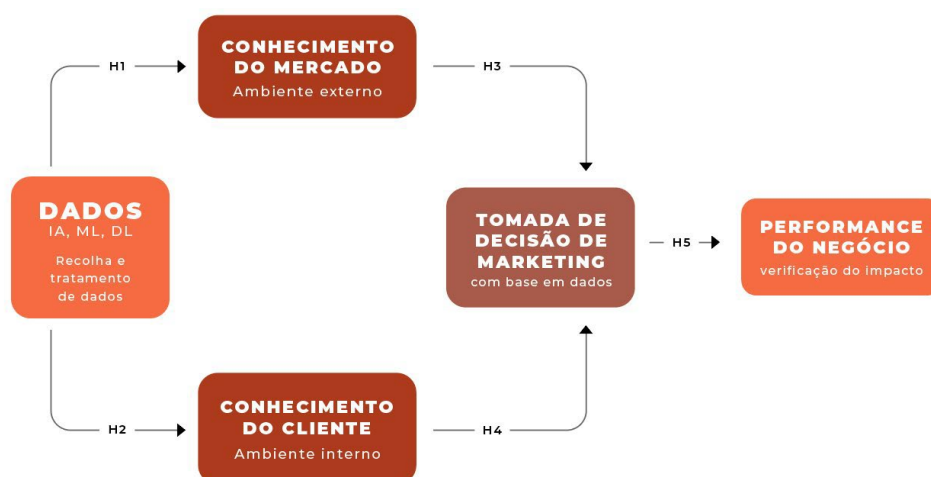


Figura 3 Modelo conceitual da investigação
Fonte: elaboração própria

3. Metodologia de investigação

Para se produzir conhecimento de natureza científica, é necessário, seguir procedimentos que permitam alcançar o fim que se procura (Vilelas, 2009). É necessário seguir um método, um caminho organizado e sistemático que nos aproxime do objetivo. A metodologia de investigação refere-se às várias fases e procedimentos que se seguem numa investigação.

3.1. Desenho da investigação

O presente estudo teve uma sequência de etapas para chegar à sua meta final. A primeira consistiu em selecionar o tema a investigar. A partir de algumas leituras iniciais, suscitou o interesse na inteligência artificial e a sua aplicação no marketing, nomeadamente nas Pequenas e Médias Empresas (PME's). Após o enquadramento do problema, seguiu-se uma leitura exaustiva de bibliografia relacionada com o tema. A pesquisa permitiu concluir que é um tema recente havendo ainda pouca publicação científica neste domínio. No entanto foi possível encontrar já autores que estudaram sobre os conceitos abordados.

Posto isto, prosseguiu-se com a formulação do problema e a determinação dos objetivos do estudo. Baseada nas principais ideias encontradas da revisão da literatura, procedeu-se à construção do modelo concetual e respetivas hipóteses de investigação. Face aos objetivos propostos e por forma a confirmar/refutar as hipóteses estabelecidas procedeu-se à realização de uma análise empírica, através da aplicação de um questionário a várias PME's retalhistas de eletrónica de consumo e eletrodomésticos. A última etapa da investigação consistiu na análise e tratamento dos dados proveniente do questionário e procedeu-se à redação das conclusões.

3.2. Objetivos

A investigação proposta, de natureza quantitativa, propõe-se a testar empiricamente o modelo concetual formulado. Mais especificamente pretende analisar as relações existentes entre a recolha de tratamento de dados através de IA no conhecimento do mercado e no conhecimento do cliente em PME's retalhistas de eletrónica de consumo e eletrodomésticos. Por sua vez, também se pretende analisar se este conhecimento do mercado e do cliente produz efeitos na tomada de decisão e conseqüente performance na empresa.

A abordagem quantitativa visa a apresentação e manipulação numérica das observações a fim de descrever e explicar o fenómeno sobre qual recaem as observações (Vilelas, 2009). Esta abordagem requer a utilização de técnicas estatísticas para se corroborarem/refutarem as hipóteses formuladas e daí extrapolar para a população.

A técnica mais usual nos métodos quantitativos é o questionário composto por questões fechadas e codificadas, o que torna a recolha e tratamentos dos dados mais facilitada.

3.3. Instrumento de recolha de dados

Dado o carácter exploratório do estudo, utilizou-se o inquérito por questionário estruturado, pois é um método que permite a comparação e padronização dos dados, facilita o processamento de dados e melhora a precisão dos registos (Malhotra et al., 2006). O questionário foi desenvolvido com recurso à ferramenta *Google Forms*.

O questionário foi aplicado a PME's retalhistas de eletrónica de consumo e eletrodomésticos, em que se pretendia que fosse respondido pelo colaborador com cargos de análise e decisão, como diretores de marketing, comercial, gestão ou administração.

Com vista à obtenção dos dados, foi pedido à central Euronics para distribuir por todos os seus associados (53 associados), durante o mês de maio de 2024. Passado 15 dias, foi feito um novo reenvio de email a solicitar a colaboração de resposta ao questionário, desta vez diretamente do investigador aos 53 associados.

Também foi pedido ao Presidente do Conselho de Administração da Euronics para enviar o questionário à sua base de dados pessoal, não apenas da rede Euronics, mas também aos parceiros de negócio que façam parte do público-alvo a inquirir. Foi feita também uma pesquisa no LinkedIn onde o investigador entrou em contacto direto com as pessoas pertencentes ao público-alvo em questão.

O questionário formulado e enviado é composto por duas partes. Na primeira parte são feitas questões que pretendem contextualizar o perfil dos inquiridos e as organizações à qual os mesmo pertencem. Na segunda parte, são colocadas 30 questões fechadas adaptadas de artigos científicos com o objetivo de medir as variáveis latentes do estudo.

O questionário organiza-se da seguinte forma:

Parte 1:

1. Duas questões que visam contextualizar os inquiridos na organização. Uma questão de resposta fechada acerca dos anos de experiência laboral e outra, de resposta mista, sobre o cargo na empresa.
2. Duas questões para contextualizar a dimensão da empresa dentro do setor em questão. Ambas de resposta fechada, onde a primeira questiona acerca do número de colaboradores e a segunda afere o volume de faturação (em €).

Parte 2:

1. Nesta parte foi utilizada uma escala de *likert* de 5 pontos, em que 1 significa discordo totalmente e 5 indica concordo totalmente.
 - a) Oito questões para avaliar a recolha e tratamento de dados com ferramentas de IA.
 - b) Seis questões para aferir o conhecimento do cliente.
 - c) Três questões acerca do conhecimento do mercado.
 - d) Cinco questões para avaliar a tomada de decisão de marketing.
 - e) Oito questões para medir a performance de negócio.

Juntamente com o questionário foi incluída uma mensagem de apresentação, explicando os objetivos do estudo e a solicitação da colaboração.

Como enuncia Fortin (2009), nas etapas de construção de um questionário, aconselha-se que antes da aplicação do questionário, seja efetuado um pré-teste. Este pré-teste consiste no preenchimento do questionário por uma pequena amostra, a fim de verificar se as questões são bem compreendidas.

Assim, foi realizado um pré-teste a 6 indivíduos correspondentes ao público-alvo por forma a garantir o ajuste adequado do questionário no que diz respeito ao contexto, forma e conteúdo.

3.4. Definição da amostra

Para a realização desta investigação foi utilizada uma técnica de amostragem não aleatória e por conveniência, uma técnica de amostragem não aleatória em que os participantes são

selecionados com base na facilidade de acesso ou disponibilidade. Da aplicação do inquérito obteve-se 57 respostas completas.

Relativamente à dimensão da amostra, foi tida em consideração o facto de o subgrupo em análise ser reduzido, pois o setor a investigar pertence a um segmento bastante específico e com um universo de instituições não muito extenso (Aaker et al., 2004).

3.5.Operacionalização e medida das variáveis

Numa abordagem teórica, muitos conceitos podem ter diferentes significados e/ou dimensões. Há então necessidade de operacionalizar esses conceitos utilizando medidas com vários itens que permitam aumentar a fiabilidade do constructo, uma vez que o erro de medida desce quando o número de itens aumenta (Nunnally & Bernstein, 1994).

O questionário aplicado foi construído a partir das escalas previamente testadas e validadas, e foram extraídas de estudos citados na revisão da literatura.

A composição das escalas utilizadas nas variáveis, bem como os respetivos autores, são apresentadas na tabela 4.

Tabela 4 Escalas de Medição das Variáveis utilizadas no questionário
Fonte: Elaboração própria

Variável	Itens	Adaptado de
Recolha e tratamento de dados com IA	A empresa tem acesso a conjuntos de dados estruturados e não estruturados	(Dubey et al., 2019)
	A empresa une dados internos e externos para análise de valor do ambiente de negócios	
	Aplicamos técnicas analíticas avançadas para tomada de decisão	
	Usamos sistemas de computação (por exemplo, PowerBI) para processamento de grandes conjuntos de dados	
	Usamos métodos de visualização de dados para analisar informações complexas (por exemplo, com PowerBI)	
	A nossa gestão tem um orçamento para sistemas de <i>big data</i> e inteligência artificial	
	Damos formação de sistemas de recolha e análise de dados aos nossos colaboradores	

	A nossa empresa coordena-se de forma eficaz com outros departamentos e partes <i>stakeholders</i> para recolha e análise de dados	
Conhecimento do cliente	A análise de dados com IA pode ser utilizada para fazer análises relacionadas com a atitude e comportamento dos clientes, através da utilização de dados estruturados e não estruturados de diversas naturezas.	(Paschen et al., 2019)
	As ferramentas de aprendizagem de máquina e análise preditiva podem ser úteis para criar perfis de futuros clientes e desenvolver estratégias de relacionamento com os mesmos;	
	A análise de dados com IA pode melhorar todos os processos envolvidos na atividade de vendas da empresa	
	Os sistemas de IA podem automatizar o processo de vendas, agendar reuniões e ainda responder a perguntas frequentes.	
	Os sistemas de IA podem ser úteis para converter os clientes, melhorando a própria oferta de valor;	
	Os sistemas de IA podem ser úteis no acompanhamento automático de pedidos e no processamento de encomendas.	
Conhecimento do mercado	A análise de dados com IA pode ser utilizada para recolher inteligência acerca das forças externas do mercado e dos <i>stakeholders</i> ;	(Paschen et al., 2019)
	A análise de dados com IA permite o conhecimento do mercado externo;	
	Os sistemas de IA podem permitir que os profissionais de marketing desenvolvam inteligência competitiva	
Tomada de decisão de Marketing	A IA será capaz de ajudar os colaboradores a tomar melhores decisões e melhorar a criatividade	(Duan et al., 2019)
	As ferramentas que recorrem aos sistemas de IA, numa função de suporte, podem ajudar os utilizadores a tomar boas decisões	
	A visão obtida através da criação de conhecimento baseado em IA pode ser útil para compreender a posição atual da empresa em relação à concorrência.	
	Os <i>insights</i> obtidos através da criação de conhecimento baseado em IA podem alertar os profissionais de marketing sobre o que rodeia as suas marcas (por exemplo escuta social, identificação de <i>fake news</i> , etc).	

	A tecnologia de IA permite realizar trabalhos complexos e fazer julgamentos consistentes e objetivos.	
Performance de negócio	A nossa empresa é capaz de reter clientes muito melhor do que a concorrência.	(Wamba et al., 2017)
	O aumento de vendas foi visível na nossa empresa	
	A nossa empresa é capaz de aumentar a margem de lucro	
	O retorno do investimento (ROI) cresceu na nossa empresa	
	O desempenho financeiro geral melhorou na nossa empresa	
	Entrámos em novos mercados de forma mais célere do que os nossos concorrentes	
	Introduzimos novos produtos ou serviços no mercado de forma mais célere do que os nossos concorrentes	
	A taxa de sucesso de novos produtos ou serviços tem sido maior que a dos concorrentes	

3.6.Método de análise de dados

Para cumprir os objetivos estabelecidos e assim testar o modelo apresentado é necessário recorrer ao uso da estatística. Assim, foi utilizada estatística descritiva para obter conclusões sobre a caracterização da empresa e do colaborador que respondeu. Também se avaliou a consistência interna das escalas através do *alpha* de *Cronbach*. O software utilizado foi o SPSS versão 29.

Para testar o modelo concetual que apresenta variáveis dependentes e independentes foi necessário recorrer à técnica das equações estruturais, e dada a dimensão da amostra utilizou-se o software SmartPLS 4.

3.7.Síntese dos Aspetos Metodológicos

Na tabela 5 apresenta-se uma síntese dos aspetos metodológicos da análise quantitativa realizada.

A interpretação e discussão dos resultados da mesma será feita no capítulo seguinte.

Tabela 5 Síntese da metodologia de investigação
Fonte: elaboração própria

Tipo de estudo	Estudo quantitativo com método científico dedutivo.
Ferramenta para recolha de dados	Inquérito por questionário. <ul style="list-style-type: none"> • Questões para caracterização e contextualização da amostra • Questões fechadas com o objetivo de medir as variáveis latentes do estudo.
Operacionalização das variáveis	Escala de <i>likert</i> de 5 pontos: <ul style="list-style-type: none"> • Recolha e tratamento de dados com ferramentas de IA. • Conhecimento do mercado. • Conhecimento do cliente. • Tomada de decisão de marketing. • Performance de negócio.
Amostra	Indivíduos com cargos de análise e decisão em PME's retalhistas de eletrónica de consumo e eletrodomésticos em Portugal.
Processo de recolha dos dados	Recolha de base de contactos de empresas compatíveis com a amostra. Envio de questionário para indivíduos que se enquadram no público-alvo a inquirir.
Análise e tratamento dos dados	Softwares de análise estatística SPSS V.29 e SmartPLS

4. Análise e Discussão dos Resultados

Este capítulo apresenta os resultados da investigação empírica.

4.1. Caracterização da Amostra

Os resultados deste estudo basearam-se na informação respeitante a uma amostra de 57 PME's retalhistas de eletrónica de consumo e eletrodomésticos em Portugal, que acederam ao questionário e responderam a todas as questões. Os principais resultados estão apresentados na tabela 6.

No que diz respeito à experiência laboral dos inquiridos, 13 têm entre 0 a 5 anos de experiência (13%), 15 afirmam ter entre 6 a 10 anos de experiência (15%), 12 indivíduos têm entre 11 e 15 anos de experiência (12%), ao passo que 17 indivíduos possuem mais de 15 anos de experiência laboral (17%).

Relativamente ao cargo na empresa, 19 afirmam ser Gestor(a) de Marketing (33,3%), 22 indicam o cargo de Gestor(a) Comercial (38,6%), 13 indivíduos têm o cargo de Administrador(a) (22,8%), 1 afirma ser técnico de informática (1,8%) e 2 inquiridos declaram pertencer ao departamento de contabilidade (3,5%).

No que diz respeito à dimensão da empresa, observa-se que 5 (8,8%) têm entre 1 e 5 colaboradores, 14 (24,6%) possuem 11 a 20 colaboradores, 19 (33,3%) detêm entre 21 e 30 colaboradores, 12 (21,1%) usufruem de 31 a 40 colaboradores na empresa, 3 (5,3%) têm entre 41 e 50 colaboradores e por fim, 4 empresas (7,0%) mais de 50 colaboradores.

Quanto à faturação anual da empresa, verifica-se que 2 (3,5%) inquiridos referem que a mesma fatura entre 500K€ e 1M€, 15 (26,3%) assinalam a faturação entre 1M€ e 5M€, 13 (22,8%) indicam o valor entre 5M€ e 10M€, igualmente 13 (22,8%) dos indivíduos mencionam uma faturação entre 10M€ e 15M€, 4 (7,0%) indicam o intervalo de faturação entre 15M€ e 20M€, 5 (8,8%) assinalam uma faturação acima dos 20M€ e 5 indivíduos assumem não ter conhecimento em relação à faturação da empresa.

Tabela 6 Caracterização dos inquiridos
Fonte: elaboração própria

Experiência laboral			Cargo na empresa		
	Nº de respostas	Percentagem		Nº de respostas	Percentagem
0 a 5	13	22,8%	Gestor(a) de Marketing	19	33,3%
6 a 10	15	26,3%	Gestor(a) Comercial	22	38,6%
11 a 15	12	21,1%	Administrador(a)	13	22,8%
Mais de 15	17	29,8%	Técnico (a) de informática	1	1,8%
Total	57	100%	Contabilidade	2	3,5%
			Total	57	100%

Nº de colaboradores na empresa			Faturação anual		
	Nº de respostas	Percentagem		Nº de respostas	Percentagem
1 a 10	5	8,8%	500k a 1M	2	3,5%
11 a 20	14	24,6%	1M A 5M	15	26,3%
21 a 30	19	33,3%	5M A 10M	13	22,8%
31 a 40	12	21,1%	10M A 15M	13	22,8%
41 a 50	3	5%	15M A 20M	4	7%
Mais de 50	4	7%	Mais de 20M	5	8,8%
Total	57	100%	Não tenho conhecimento	5	8,8%
			Total	57	100%

4.2. Caracterização das variáveis

As variáveis utilizadas para testar o modelo proposto e respetivas hipóteses estabelecidas, estão apresentadas na tabela seguinte. Para cada uma delas apresenta-se o valor máximo e mínimo, a média e o desvio-padrão, para que se consiga obter uma melhor compreensão dos conceitos e itens em análise.

Para as escalas aplicadas utilizou-se a técnica de *likert* de cinco pontos, em que o ponto intermédio/neutro da escala é igual a três.

Tabela 7 Análise descritiva das variáveis (n=57)
Fonte: Elaboração própria

	Itens	Média	Desvio padrão	Média da variável
Recolha e tratamento de dados	RTD_1 - A empresa tem acesso a conjuntos de dados estruturados e não estruturados	3,63	0,794	2,79
	RTD_2 - A empresa une dados internos e externos para análise de valor do ambiente de negócios	3,42	0,778	
	RTD_3 - Aplicamos técnicas analíticas avançadas para tomada de decisão	2,91	0,912	
	RTD_4 - Usamos sistemas de computação (por exemplo, PowerBI) para processamento de grandes conjuntos de dados	2,89	1,113	
	RTD_5 - Usamos métodos de visualização de dados para analisar informações complexas (por exemplo, com PowerBI)	2,91	1,090	
	RTD_6 - A nossa gestão tem um orçamento para sistemas de big data e inteligência artificial	2,12	1,119	
	RTD_7 - Damos formação de sistemas de recolha e análise de dados aos nossos colaboradores	2,09	1,154	
	RTD_8 - A nossa empresa coordena-se de forma eficaz com outros departamentos e partes stakeholders para recolha e análise de dados	2,30	1,085	
Conhecimento do cliente	CC_1 - A análise de dados com IA pode ser utilizada para fazer análises relacionadas com a atitude e comportamento dos clientes, através da utilização de dados estruturados e não estruturados de diversas naturezas	4,21	0,590	4,22
	CC_2 - As ferramentas de aprendizagem de máquina e análise preditiva podem ser úteis para criar perfis de futuros clientes e desenvolver estratégias de relacionamento com os mesmos	4,21	0,559	
	CC_3 - A análise de dados com IA pode melhorar todos os processos envolvidos na atividade de vendas da empresa	4,25	0,510	
	CC_4 - Os sistemas de IA podem automatizar o processo de vendas, agendar reuniões e ainda responder a perguntas frequentes	4,23	0,567	
	CC_5 - Os sistemas de IA podem ser úteis para converter os clientes, melhorando a própria oferta de valor	4,28	0,453	
	CC_6 - Os sistemas de IA podem ser úteis no acompanhamento automático de pedidos e no processamento de encomendas	4,16	0,727	

A utilização da Inteligência Artificial para a criação de conhecimento: Impacto na tomada de decisão de marketing e performance do negócio

Conhecimento do mercado	CM_1 - A análise de dados com IA pode ser utilizada para recolher inteligência acerca das forças externas do mercado e dos <i>stakeholders</i>	4,19	0,441	4,23
	CM_2 - A análise de dados com IA permite o conhecimento do mercado externo	4,23	0,464	
	CM_3 - Os sistemas de IA podem permitir que os profissionais de marketing desenvolvam inteligência competitiva	4,28	0,559	
Tomada de decisão de Marketing	TDM_1 - A IA será capaz de ajudar os colaboradores a tomar melhores decisões e melhorar a criatividade	4,25	0,576	4,30
	TDM_2 - As ferramentas que recorrem aos sistemas de IA, numa função de suporte, podem ajudar os utilizadores a tomar boas decisões	4,42	0,565	
	TDM_3 - A visão obtida através da criação de conhecimento baseado em IA pode ser útil para compreender a posição atual da empresa em relação à concorrência	4,30	0,680	
	TDM_4 - Os insights obtidos através da criação de conhecimento baseado em IA podem alertar os profissionais de marketing sobre o que rodeia as suas marcas (por exemplo escuta social, identificação de <i>fake news</i> , etc)	4,28	0,590	
	TDM_5 - A tecnologia de IA permite realizar trabalhos complexos e fazer julgamentos consistentes e objetivos	4,23	0,682	
Performance de negócio	PN_1 - A nossa empresa é capaz de reter clientes muito melhor do que a concorrência	3,02	1,009	2,94
	PN_2 - O aumento de vendas foi visível na nossa empresa	3,23	0,945	
	PN_3 - A nossa empresa aumentou a margem de lucro	3,07	0,884	
	PN_4 - O retorno do investimento (ROI) cresceu na nossa empresa	3,11	0,920	
	PN_5 - O desempenho financeiro geral melhorou na nossa empresa	3,12	0,888	
	PN_6 - Entrámos em novos mercados de forma mais célere do que os nossos concorrentes	2,70	0,981	
	PN_7 - Introduzimos novos produtos ou serviços no mercado de forma mais célere do que os nossos concorrentes	2,65	1,009	
	PN_8 - A taxa de sucesso de novos produtos ou serviços tem sido maior que a dos concorrentes	2,63	0,993	

Os valores mais baixos verificaram-se na variável de Recolha e Tratamento de dados, nos itens RTD_7 “Damos formação de sistemas de recolha e análise de dados aos nossos colaboradores” com uma média de 2,09, seguido do item RTD_6 “A nossa gestão tem um orçamento para sistemas de *big data* e inteligência artificial” uma média de 2,12 e do RTD_8 “A nossa empresa coordena-se de forma eficaz com outros departamentos e partes *stakeholders* para recolha e análise de dados” uma média de 2,30, o que se pode deduzir que as organizações denotam fraca envolvimento em questões que envolvam a gestão orçamental, formação e coordenação no que diz respeito à utilização de ferramentas para recolha e análise de dados.

Ainda em relação à variável da Recolha e Tratamento de Dados, verificou-se que a média da variável é de 2,79, o que demonstra alguma dificuldade no acesso e recolha dos dados, mas principalmente na utilização das ferramentas para processamento e visualização dos dados.

Na variável Performance de Negócio verificam-se igualmente médias abaixo do valor intermédio. A média da variável é de 2,94, onde o item PN_6 “Entrámos em novos mercados de forma mais célere do que os nossos concorrentes” e PN_7 “Introduzimos novos produtos ou serviços no mercado de forma mais célere do que os nossos concorrentes” confirmam as médias mais baixa desta variável com 2,70 e 2,65 respetivamente.

Por outro lado, as restantes variáveis confirmam o sentido inverso, obtendo uma média acima de 4,00. A variável Conhecimento do Cliente tem uma média de 4,22, a variável Conhecimento de Mercado auferiu uma média de 4,23, e a variável Tomada de decisão de Marketing confere uma média de 4,30. Estes resultados demonstram interesse e valorização por parte dos indivíduos acerca do conhecimento de cliente e do mercado e da importância na tomada de decisão de marketing.

4.3. Estudo da consistência e validade do modelo de medidas

Para a realização do estudo da consistência e validade do modelo de medidas, foram examinadas a fiabilidade e validade do modelo de medição (validade convergente e validade discriminante).

No que diz respeito à fiabilidade individual dos indicadores foram examinadas as contribuições (*loadings*), isto é, as correlações simples de cada fator em relação ao contexto

no qual estão vinculados. Fabrigar et al. (1999) sugerem que se deve encontrar pelo menos quatro itens com fiabilidades aceitáveis ($> 0,70$) para cada fator esperado. No estudo em questão, quase todos os *loadings* têm um valor superior a 0,70, à exceção do Item CC_6 “Os sistemas de IA podem ser úteis no acompanhamento automático de pedidos e no processamento de encomendas” com um valor de 0,565 e do item TDM_2 “As ferramentas que recorrem aos sistemas de IA, numa função de suporte, podem ajudar os utilizadores a tomar boas decisões” com um *loading* de 0,668. No entanto optou-se por não se retirar já nesta fase, pois há autores que referem que um *loading* acima de 0,5 já é bom (Truong & McColl, 2011; Hulland, 1999).

Através da variância média extraída (*Average Variated Extracted* – AVE), Yi & Bagozzi, (1988) referem que um valor superior a 0,50 fornece evidência empírica de validade convergente, uma vez que a variável latente correspondente explica mais de metade da variância nos indicadores de pertença. Na tabela 8 é possível verificar que todos os conceitos apresentam valores superiores a 0,50, o que fornece validade convergente ao estudo.

Observando a análise de fiabilidade composta, Nunnally, (1978) indica que esta deve apresentar um valor superior a 0,7 para atingir uma fiabilidade considerada "modesta". Para estudos mais avançados ou investigações básicas, espera-se que esse valor ultrapasse 0,8, assegurando assim um nível de confiança mais elevado na consistência interna dos indicadores utilizados. Este padrão sugere que, à medida que a investigação progride, uma maior precisão e estabilidade dos resultados são necessárias para garantir a validade das conclusões. Como é possível verificar na tabela 8, todos os conceitos apresentam um valor superior a 0,8, o que confere validade na consistência dos indicadores.

Por forma a avaliar a consistência interna de variáveis, utilizou-se o *alpha de Cronbach*. Esta medida permite avaliar até que ponto cada item da escala contribui para a fiabilidade da variável latente que está a ser analisada. Por outras palavras, o *alpha de Cronbach* verifica se os itens que compõem a escala estão correlacionados de forma adequada, assegurando que todos os itens estão efetivamente a medir o mesmo indicador subjacente (Pestana & Gageiro, 2005).

Para determinar a fiabilidade dos dados, espera-se um coeficiente *alpha de Cronbach* mínimo de 0,6 para a validade do questionário, a fim de evitar a correção ou eliminação de algumas variáveis no conteúdo (Cronbach, 1951). A tabela 8 demonstra que os valores

obtidos no coeficiente *alpha de Cronbach* conferem consistência dos dados, pois o valor mais baixo encontra-se no Conhecimento do Cliente com um fator de 0,860.

Tabela 8 Análise da consistência e fiabilidade das escalas
Fonte: elaboração própria

	Itens	Loading	AVE	FC	Alfa de Cronbach
Recolha e tratamento de dados	RTD_1 - A empresa tem acesso a conjuntos de dados estruturados e não estruturados	0,720	0,704	0,950	0,916
	RTD_2 - A empresa une dados internos e externos para análise de valor do ambiente de negócios	0,842			
	RTD_3 - Aplicamos técnicas analíticas avançadas para tomada de decisão	0,730			
	RTD_4 - Usamos sistemas de computação (por exemplo, PowerBI) para processamento de grandes conjuntos de dados	0,926			
	RTD_5 - Usamos métodos de visualização de dados para analisar informações complexas (por exemplo, com PowerBI)	0,934			
	RTD_6 - A nossa gestão tem um orçamento para sistemas de big data e inteligência artificial	0,878			
	RTD_7 - Damos formação de sistemas de recolha e análise de dados aos nossos colaboradores	0,884			
	RTD_8 - A nossa empresa coordena-se de forma eficaz com outros departamentos e partes <i>stakeholders</i> para recolha e análise de dados	0,766			
Conhecimento do cliente	CC_1 - A análise de dados com IA pode ser utilizada para fazer análises relacionadas com a atitude e comportamento dos clientes, através da utilização de dados estruturados e não estruturados de diversas naturezas	0,722	0,534	0,872	0,860
	CC_2 - As ferramentas de aprendizagem de máquina e análise preditiva podem ser úteis para criar perfis de futuros clientes e desenvolver estratégias de relacionamento com os mesmos	0,792			
	CC_3 - A análise de dados com IA pode melhorar todos os processos envolvidos na atividade de vendas da empresa	0,799			
	CC_4 - Os sistemas de IA podem automatizar o processo de vendas, agendar reuniões e ainda responder a perguntas frequentes	0,756			

A utilização da Inteligência Artificial para a criação de conhecimento: Impacto na tomada de decisão de marketing e performance do negócio

	CC_5 - Os sistemas de IA podem ser úteis para converter os clientes, melhorando a própria oferta de valor	0,724			
	CC_6 - Os sistemas de IA podem ser úteis no acompanhamento automático de pedidos e no processamento de encomendas	0,565			
Conhecimento do mercado	CM_1 - A análise de dados com IA pode ser utilizada para recolher inteligência acerca das forças externas do mercado e dos <i>stakeholders</i>	0,756	0,594	0,814	0,868
	CM_2 - A análise de dados com IA permite o conhecimento do mercado externo	0,806			
	CM_3 - Os sistemas de IA podem permitir que os profissionais de marketing desenvolvam inteligência competitiva	0,748			
Tomada de decisão de Marketing	TDM_1 - A IA será capaz de ajudar os colaboradores a tomar melhores decisões e melhorar a criatividade	0,811	0,604	0,883	0,913
	TDM_2 - As ferramentas que recorrem aos sistemas de IA, numa função de suporte, podem ajudar os utilizadores a tomar boas decisões	0,668			
	TDM_3 - A visão obtida através da criação de conhecimento baseado em IA pode ser útil para compreender a posição atual da empresa em relação à concorrência	0,814			
	TDM_4 - Os <i>insights</i> obtidos através da criação de conhecimento baseado em IA podem alertar os profissionais de marketing sobre o que rodeia as suas marcas (por exemplo escuta social, identificação de <i>fake news</i> , etc)	0,735			
	TDM_5 - A tecnologia de IA permite realizar trabalhos complexos e fazer julgamentos consistentes e objetivos	0,844			
Performance de negócio	PN_1 - A nossa empresa é capaz de reter clientes muito melhor do que a concorrência	0,776	0,732	0,956	0,966
	PN_2 - O aumento de vendas foi visível na nossa empresa	0,857			
	PN_3 - A nossa empresa aumentou a margem de lucro	0,853			
	PN_4 - O retorno do investimento (ROI) cresceu na nossa empresa	0,884			
	PN_5 - O desempenho financeiro geral melhorou na nossa empresa	0,892			
	PN_6 - Entrámos em novos mercados de forma mais célere do que os nossos concorrentes	0,815			

	PN_7 - Introduzimos novos produtos ou serviços no mercado de forma mais célere do que os nossos concorrentes	0,880			
	PN_8 - A taxa de sucesso de novos produtos ou serviços tem sido maior que a dos concorrentes	0,879			

Depois de observada a validade convergente, é necessário confirmar a validade discriminante. A validade discriminante compara de que forma os itens utilizados para medir um conceito diferem dos itens utilizados para medir os outros conceitos no mesmo modelo. Para avaliar a validade discriminante foi seguido o procedimento utilizado por Fornell & Larcker, (1981). A tabela 9 apresenta os coeficientes de correlação entre os conceitos. Nele pode observar-se que as correlações entre dois conceitos diferentes são, em geral, estatisticamente significativas ($p < 0,05$) e todas significativamente inferiores a 1, sinal de que há validade discriminante dos conceitos. Além disso, os valores da diagonal são maiores que os valores fora da diagonal nas linhas e colunas correspondentes o que indica validade discriminante.

Tabela 9 Validade discriminante
Fonte: elaboração própria

	1	2	3	4	5
1. Conhecimento do Mercado	0.895				
2. Conhecimento do Cliente	0.622	0.818			
3. Performance de Negócio	0.221	0.156	0.900		
4. Recolha e Tratamento de Dados	0.415	0.314	0.545	0.865	
5. Tomada de Decisão de Marketing	0.417	0.550	0.166	0.282	0.861

Após as análises e verificando os resultados previamente mencionados, pode-se concluir que as escalas adotadas são apropriadas para avaliar as variáveis envolvidas neste estudo. Com base nesta validação, é possível prosseguir com a análise do modelo estrutural, cuja apresentação será abordada na próxima seção deste capítulo. Isto indica que as ferramentas de medição foram eficazes na captura dos conceitos teóricos, permitindo que o foco se desloque para a análise mais aprofundada da estrutura subjacente das relações entre as variáveis.

4.4. Avaliação do modelo proposto para uso de equações estruturais

Após verificação da consistência e confiabilidade das escalas, foi dada continuidade ao estudo com a estimativa do modelo de equações estruturais. Para isso, foi utilizado o software SmartPLS 4.0, para testar os modelos de caminhos complexos e identificar as relações entre variáveis latentes. Esta análise do modelo estrutural permite confirmar ou refutar as hipóteses de pesquisa propostas neste estudo.

Iniciou-se com a avaliação do modelo de medida para análise do ajustamento. Como no PLS, não existe uma medida que sumarie a qualidade do ajustamento do modelo, é recomendada nesta avaliação a utilização do R^2 , ou seja o nível de variância explicada de cada uma das variáveis endógenas. Também Hair et al. (2011), refere que os principais critérios para formular esta análise são os valores de R^2 e o nível de significância dos *path coefficient*. Analisou-se também os pesos fatoriais de cada item que tal como Hair et al. (2011) refere devem ser superiores a 0,5, sendo o ideal 0,7.

De salientar que em estudos da área do Marketing, regra geral, as referências dos valores de R^2 para variáveis latentes são de 0,75 (substanciais), 0,50 (moderados) ou 0,25 (fracos) (Hair et al., 2011).

Assim, começou-se por analisar os pesos fatoriais padronizados de cada item, sendo que todos apresentavam valores superiores a 0,5. Seguidamente avaliou-se a variância Média extraída (AVE). Concluiu-se que havia seis itens com valores abaixo de 0,5 pelo que se procedeu à sua eliminação (RTD_4, RTD_5, RTD_6, RTD_7, RTD_8 e CC_6). Relativamente ao *path coefficient*, as relações entre variáveis devem apresentar valores superiores a 0,2 para poderem ser considerados significativos (Chin, 1998). Na figura 4 são apresentados os valores de AVE e do *path coefficient*.

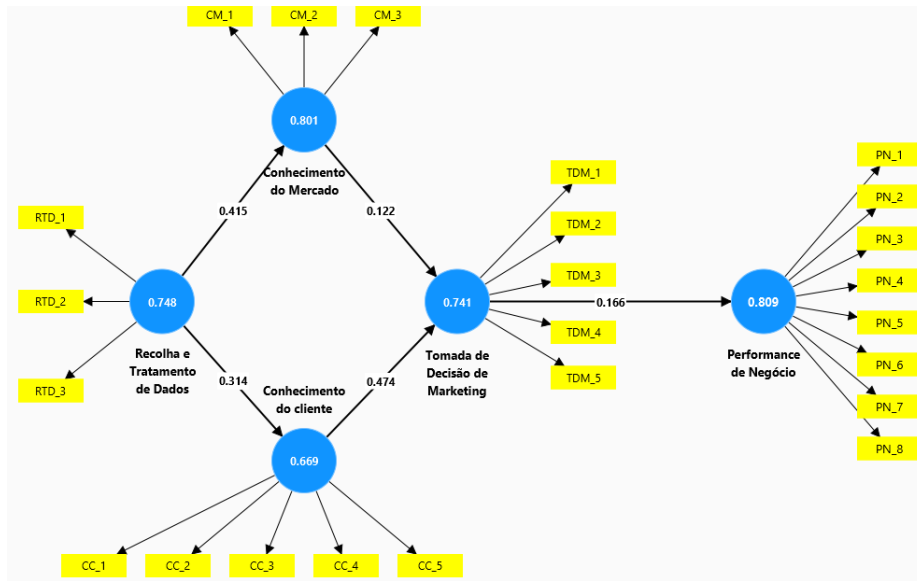


Figura 4 Resultados do modelo de medida - AVE e Path Coefficient
Fonte: SmartPLS 4

De seguida prosseguiu-se para análise do modelo estrutural, para testar as hipóteses de investigação formuladas. Para isso, foi analisado o valor do *t-value*, sendo que, para serem consideradas corroboradas as hipóteses formuladas, os valores devem ser superiores a $|1,96|$ (Hair Jr et al., 2010). A figura 5 apresenta os *t-values* que permitem concluir sobre as hipóteses a testar.

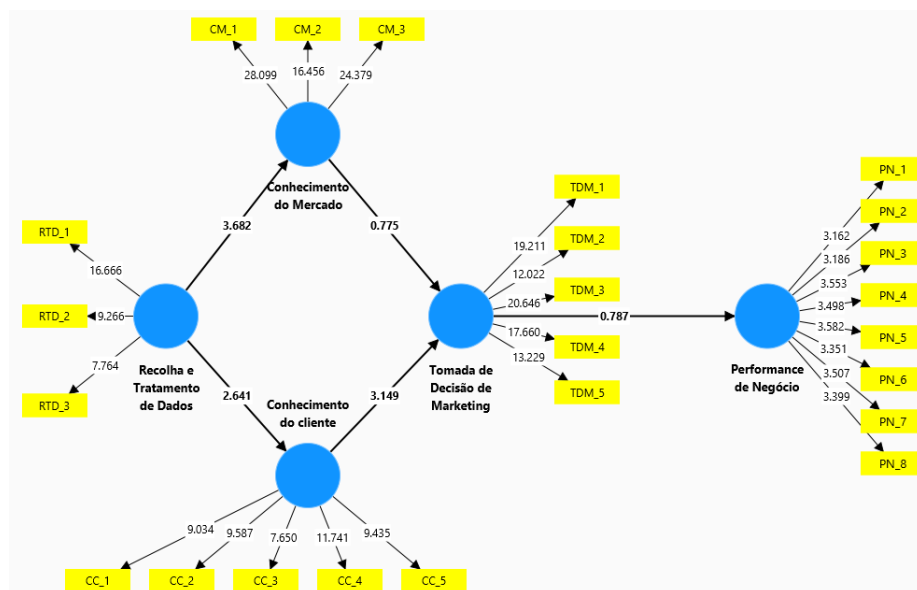


Figura 5 Resultados do modelo estrutural - *t-value*
Fonte: SmartPLS 4

Foi também extraída informação sobre os *p-values*, que são os valores utilizados para determinar a significância estatística do modelo. Os *p-values* menores que 0,05 ($p < 0,05$) normalmente são considerados como indicativos de significância estatística, no entanto, para um nível de confiança mais rigoroso, utiliza-se um limiar de 0,001 ($p < 0,001$). Por outro lado, *p-values* superiores a 0,05 ($p > 0,05$), indicam que os resultados podem não ser estatisticamente significativos. A figura 6 indica os *p-values* retirados do modelo estrutural.

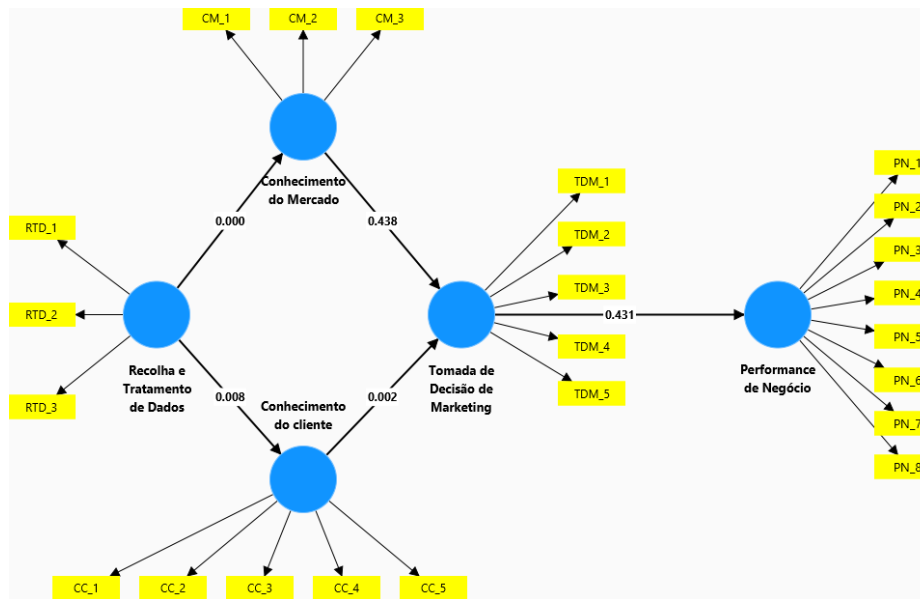


Figura 6 Resultados do modelo estrutural - p-value
Fonte: SmartPLS 4

No ponto seguinte irá ser analisada cada uma das relações e formular a discussão dos resultados das hipóteses.

4.5. Análise dos Resultados do Modelo Estrutural

A partir dos resultados apresentados nas figuras 4, 5 e 6 é possível observar as significâncias estatísticas e a intensidade entre as relações em estudo. Estes dados encontram-se representados abaixo, na tabela 10.

Os resultados sugerem que a recolha e tratamento com utilização de ferramentas de IA tem uma relação positiva com a criação de conhecimento externo, nomeadamente do mercado. Este facto é evidenciado pelo coeficiente positivo que mede o efeito positivo da recolha e tratamento com utilização de ferramentas de IA na criação de conhecimento externo ($\beta = 0,415$, $t\text{-value} = 3,682$, $p\text{-value} < 0,001$).

Hipótese 1: Confirmada

Existe um impacto positivo na recolha e tratamento de dados com IA para a criação de conhecimento de mercado

Estes resultados são consistentes com o estudo de Bures et al. (2012), que refere que a recolha de dados para conhecimento externo pode ser facilitada através das ferramentas de IA que possibilitam a otimização da recolha e do seu tratamento a partir de plataforma externas à empresa, pois estes tipos de dados provêm de fora da organização, como plataformas de redes sociais, relatórios ou estatísticas. Também Harrison et al. (2015) indicam ainda que os dados recolhidos para gerar conhecimento externo, quando bem analisados, proporcionam uma visão abrangente sobre o desempenho da concorrência, o comportamento dos consumidores e as tendências do mercado.

Esta hipótese é igualmente corroborada por Bag et al. (2020) que afirmam que a relação entre a criação de conhecimento através de IA alimentada por *Big Data* tem um impacto significativo na criação de conhecimento externo.

No contexto das PME's em Portugal no segmento em estudo, a utilização de ferramentas de IA pode ser uma real vantagem no que diz respeito à recolha e tratamento de dados. Apesar das limitações financeiras, tecnológicas e humanas que muitas destas empresas enfrentam, julga-se que os decisores destas organizações têm a noção de que a implementação deste tipo de soluções permite às organizações obter *insights* valiosos de forma mais rápida e credível e transformá-los em vantagem competitiva.

Relativamente ao impacto da recolha e tratamento de dados com ferramentas de IA na criação de conhecimento do cliente, é evidenciado um valor positivo e significativo do respetivo coeficiente ($\beta = 0,314$, $t\text{-value} = 2,641$, $p\text{-value} < 0,05$).

Hipótese 2: Confirmada

Existe um impacto positivo na recolha e tratamento de dados com IA para a criação de conhecimento do cliente

Este resultado está de acordo com o argumento proposto por Koch (2011), quando refere que o conhecimento interno da organização permite potenciar a inovação e a vantagem competitiva. No entanto, para que esta informação seja criada, tratada de forma eficaz e fidedigna, é necessária a criação de medidas e estratégias operacionais para integrar o conhecimento interno da empresa. As ferramentas de IA podem demonstrar o seu real valor ao trazer o conhecimento para dentro da organização.

Mesmo que muitas PME's no setor de retalho de eletrodomésticos em Portugal não utilizem diretamente ferramentas de IA, a crescente visibilidade e discussão em torno destas tecnologias faz com que os gestores reconheçam o seu potencial. Estes entendem que a IA pode ajudar a introduzir e analisar os dados de clientes, algo que seria impossível de realizar de forma manual. Do contacto direto com os inquiridos para realização desta investigação, conseguiu-se aferir que muitos dos inquiridos começam a introduzir ferramentas de IA incorporados nos seus sistemas de ERP ou CRM, para que lhes seja facilitada a criação e tratamento dos dados de clientes.

No que diz respeito aos resultados da criação de conhecimento do ambiente externo e a tomada de decisão de marketing com base em dados, estes sugerem que a criação de conhecimento do ambiente externo não é importante na tomada de decisão de marketing com base em dados. Este facto é evidenciado pelo baixo coeficiente positivo ($\beta = 0,122$, $t\text{-value} = 0,775$, $p\text{-value} > 0,05$).

Hipótese 3: Não confirmada

Não existe um efeito positivo na relação entre a criação de conhecimento do ambiente externo e a tomada de decisão de marketing com base em dados

Os resultados permitem então concluir que, para o segmento proposto neste estudo, não existe um impacto positivo entre a criação de conhecimento do ambiente externo e a tomada de decisão de marketing com base em dados.

Do ponto de vista externo à organização, os dados são igualmente essenciais para viabilizar a tomada de decisões estratégicas. Embora este estudo não corrobore com a formulação da hipótese que sugere um impacto positivo entre a criação de conhecimento do ambiente externo e a tomada de decisões de marketing baseada em dados, muitos gestores dos

gestores/decisores no setor de retalho de eletrodomésticos em Portugal acreditam intuitivamente na sua importância.

Uma possível explicação pode estar relacionada com o que menciona Franzò et al. (2023): a aquisição deste conhecimento pode ser particularmente difícil de adquirir, principalmente no caso de empresas com menos recursos financeiros e humanos, como é o caso da realidade das PME's referentes ao estudo em questão. Do contacto com os inquiridos para a realização deste estudo, pode-se perceber que este pode ser uma das razões para que a hipótese não seja confirmada. Mesmo que exista uma percepção generalizada de que a utilização de dados do ambiente externo pode melhorar a tomada de decisão de marketing, não havendo a capacidade de criação de conhecimento externo suficientemente relevante, esta relação acaba por não se consubstanciar num impacto positivo entre as duas variáveis.

Pode-se ainda observar o impacto da relação entre a criação de conhecimento do ambiente interno e a tomada de decisão de marketing com base em dados é significativo ($\beta = 0,474$, $t\text{-value} = 3,149$, $p\text{-value} < 0,05$).

Hipótese 4: Confirmada

Existe um efeito positivo na relação entre a criação de conhecimento do ambiente interno e a tomada de decisão de marketing com base em dados

Os resultados reforçam o estudo de Davenport (2014), que afirma que a partir do conhecimento do cliente, a organização tem a capacidade de intervir de alguma forma. A necessidade permanece a mesma de antigamente - identificar os gostos e comportamentos dos clientes - porém, as ferramentas utilizadas agora são diferentes.

O conhecimento interno é normalmente criado a partir de dados internos da organização. Estes podem ser provenientes de várias fontes internas como o CRM, ERP ou do próprio website da empresa (Harrison et al., 2015). É neste ponto que se torna possível justificar a confirmação desta hipótese. Mesmo sem um domínio completo das ferramentas de IA, estas empresas já possuem este tipo de ferramentas internamente para a sua gestão de clientes.

Assim, é-lhes possível ter acesso a dados de forma mais facilitada, o que, por sua vez lhes permite obter conhecimento interno por forma a utilizar os dados internos como auxílio à tomada de decisão de marketing.

Os resultados obtidos através do modelo estrutural evidenciam também que o efeito da relação entre a tomada de decisão de marketing com base em dados na performance do negócio é positivo, mas não é significativo ($\beta = 0,166$, $t\text{-value} = 0,787$, $p\text{-value} > 0,05$).

Desta forma é possível concluir que, para o segmento do estudo em questão, a tomada de decisão de marketing com base em dados não tem impacto para a performance de negócio.

Hipótese 5: Não Confirmada

Não existe um efeito positivo na tomada de decisão de marketing com base em dados e a performance do negócio

Liu (2015), refere que a criação de conhecimento, se bem aproveitada pelos gestores das empresas, possibilita a redução de custos de aquisição de clientes e o aumento das receitas da empresa. No entanto, a dificuldade está na obtenção dos dados para a criação do conhecimento necessários para obter *insights* fiáveis e que acrescentem valor à tomada de decisão.

Apesar dos recursos limitados que as PME's enfrentam (humanos e financeiros), estas devem enveredar esforços para reforçar a literacia e fomentar esta "cultura" dentro da empresa para retirar o maior proveito das ferramentas de IA que pode realmente melhorar o desempenho organizacional e criar valor acrescentado (Wamba et al., 2017). O investimento neste tipo de sistemas permite que as empresas se tornem proativas e voltadas para o futuro (Liu, 2015).

Sem a infraestrutura tecnológica adequada, a utilização de dados pode parecer distante da realidade das PME's, criando a impressão de que as decisões baseadas em dados não trazem resultados visíveis ou imediatos.

A tabela 10 apresenta uma síntese das hipóteses formuladas na ferramenta teórica e respetivas conclusões.

Tabela 10 Resultados da estimação do modelo de equações estruturais
Legenda: C – Confirmada; NC – Não confirmada; | Fonte: Elaboração própria

		β	t-value	p-value	Conclusão
H1	RTD > CM	0,415	3,682	p < 0,001	C
H2	RTD > CC	0,314	2,641	p < 0,05	C
H3	CM > TDM	0,122	0,775	p > 0,05	NC
H4	CC > TDM	0,474	3,149	p < 0,05	C
H5	TDM > PN	0,166	0,787	p > 0,05	NC

5. Conclusão

Neste capítulo apresentam-se as principais conclusões dos resultados obtidos a partir desta investigação, cujo objetivo passou por estudar a utilização da inteligência artificial para a criação de conhecimento e analisar o impacto na tomada de decisão de marketing e performance do negócio no setor das PME's portuguesas com atividade retalhista de eletrónica de consumo e eletrodomésticos. Numa primeira fase, descrevem-se os contributos teóricos do trabalho para o tema em estudo bem como um conjunto de recomendações para as empresas a operar neste sector no que respeita aos temas abordados no trabalho. No final, são expostas as principais limitações deste estudo bem como algumas sugestões para investigações futuras sobre o tema.

5.1. Implicações Teóricas

Este trabalho oferece uma contribuição importante para a literatura acerca da utilização da IA para a criação de conhecimento nas pequenas e médias empresas (PME's) do setor de retalho de eletrónica de consumo e eletrodomésticos. O estudo reforça a relevância da adoção de uma cultura "data-driven", que tem sido amplamente discutida em contextos de grandes empresas e outros setores, mas ainda carece de uma exploração aprofundada em PME's, especialmente no setor específico de estudo.

A investigação confirma que a IA pode ser uma ferramenta fundamental na recolha e tratamento de dados internos e externos, ao criar uma ligação direta entre dados e conhecimento organizacional. No entanto, o estudo também sugere que o acesso aos dados internos, como interações com clientes e históricos de vendas, é consideravelmente maior do que a obtenção de dados externos, que envolve informações sobre mercado, concorrentes e tendências. Esta diferença abre caminho para reflexões teóricas sobre a relação assimétrica entre conhecimento interno e externo, e a sua aplicabilidade na tomada de decisões de marketing em PME's. A dificuldade na obtenção de dados externos levanta questões sobre a capacidade destas empresas em se adaptarem e inovarem num mercado dinâmico, especialmente quando comparadas com grandes organizações que possuem maior acesso a recursos.

Outro ponto teórico relevante deste estudo é o facto de que, apesar de o impacto dos dados internos ser evidente, os dados externos, muitas vezes limitados por falta de recursos e ferramentas apropriadas, têm um efeito reduzido na criação de conhecimento estratégico. Esta constatação sugere que as organizações em estudo podem ficar limitadas na criação de uma visão abrangente do mercado, o que impacta diretamente na sua capacidade de adaptação e inovação. Assim, a utilização de dados internos torna-se mais acentuada, influenciando o processo de tomada de decisões e a criação de estratégias, que ficam mais centradas na realidade interna da organização do que no panorama externo. Este fator prejudica a possibilidade de monitorização contínua do mercado e de novas tendências externas, algo crucial para a sua sustentabilidade a longo prazo.

O estudo também realça a falta de maturidade em termos de literacia de dados e cultura digital nas empresas analisadas, o que impede o aproveitamento completo do potencial da IA no apoio à tomada de decisão. Esta observação contribui teoricamente para a discussão sobre a formação das organizações e os desafios que muitas empresas, principalmente as PME's, enfrentam na adoção de tecnologias avançadas. O conceito de uma "infraestrutura de dados" robusta, vital para uma correta interpretação de informações, está em destaque nesta investigação, sublinhando a necessidade de um maior foco no desenvolvimento de competências e investimento em tecnologia.

Por fim, a pesquisa indica que a relação entre a utilização de IA para a recolha de dados e a performance de negócios é complexa, não se verificando um impacto significativo da tomada de decisão de marketing, sustentada em ferramentas de IA, na performance empresarial. Esta descoberta desafia algumas das suposições teóricas que defendem uma ligação direta entre decisões de marketing baseadas em dados e melhorias nos resultados empresariais. Esta conclusão teórica sugere que sem uma infraestrutura adequada para recolher, processar e interpretar dados com precisão, os decisores não conseguem utilizar *insights* de forma otimizada para influenciar positivamente os resultados da empresa. Esse défice de confiança e de suporte analítico impede que o marketing desempenhe o seu papel como motor de crescimento, deixando o processo de tomada de decisão assente em abordagens mais tradicionais ou intuitivas, e limitando o potencial impacto dessas decisões na performance global do negócio.

5.2. Implicações Práticas

No plano prático, este estudo revela várias implicações importantes para as PME's do setor de retalho de eletrónica de consumo e eletrodomésticos. O primeiro ponto prático a destacar é a necessidade urgente de investimento em ferramentas de IA que permitam a recolha e análise de dados internos e externos. A IA tem demonstrado a sua eficácia na automatização de processos e no tratamento de grandes volumes de dados, permitindo às empresas obterem insights importantes para auxiliar na criação de estratégias mais informadas e suportadas em dados concretos.

As empresas deste setor devem, assim, considerar a adoção de ferramentas de IA não como um "luxo", mas como uma necessidade para garantir a competitividade. A utilização de dados internos, como as interações com clientes e o histórico de vendas, é uma oportunidade clara e imediata para as PME's, pois são mais fáceis de obter e analisar. A implementação de uma cultura "data-driven" nestas organizações pode melhorar significativamente a eficiência operacional e otimizar a tomada de decisões. Contudo, o estudo revela que é igualmente necessário capacitar os colaboradores com as competências digitais adequadas, o que implica formação e, em alguns casos, a contratação de novos talentos que possam utilizar as tecnologias emergentes de IA.

Em termos de recolha de dados externos, o estudo identifica desafios mais profundos, principalmente relacionados com os custos e a complexidade das ferramentas necessárias para monitorizar o mercado e as tendências em tempo real. As empresas devem estar conscientes de que, para obterem uma visão mais abrangente do seu ambiente competitivo, será necessário alocar recursos financeiros e humanos adicionais. Além disso, as PME's necessitam de desenvolver parcerias estratégicas, como fornecedores de dados ou consultoras especializadas, que possam ajudar a superar as limitações de recursos e fornecer uma análise de mercado mais detalhada e eficiente.

Outra implicação prática é a necessidade de se fortalecer a relação entre a tomada de decisões de marketing e a performance do negócio. O estudo demonstra que a falta de literacia de dados e o fraco acesso a ferramentas analíticas avançadas têm limitado o impacto das decisões de marketing na performance empresarial. Para contornar este problema, as empresas devem focar-se em melhorar a sua infraestrutura de dados e garantir que as decisões de marketing não sejam baseadas apenas em intuição ou abordagens tradicionais. O desenvolvimento de dashboards de marketing com base em IA, que possibilitem uma

análise em tempo real de campanhas e comportamento dos clientes, pode ser uma solução viável para aumentar a eficácia das decisões de marketing.

Por fim, para que o marketing se torne um motor de crescimento nas PME's do setor, é crucial que as decisões estratégicas sejam fundamentadas em dados sólidos e *insights* bem processados. A melhoria da literacia de dados e a criação de uma infraestrutura de análise são passos fundamentais para garantir que o marketing possa ter um impacto direto e positivo na performance do negócio.

5.3.Considerações finais

Em suma, os resultados deste estudo suportam parte das hipóteses formuladas. Estas derivaram de 2 questões principais:

- Pode a recolha de dados com ferramentas de IA ter um impacto positivo na criação de conhecimento interno e externo, nomeadamente de clientes e de mercado?
- Pode este conhecimento impactar positivamente a tomada de decisão de marketing que, por sua vez, melhora a performance de negócio?

A relação entre a utilização de ferramentas de IA para a recolha e tratamento de dados e a criação de conhecimento interno e externo foi estatisticamente validada.

Já a relação entre o conhecimento interno e externo para a tomada de decisão de marketing apenas se confirmou estatisticamente o impacto positivo para o caso do conhecimento interno. No caso do conhecimento externo, a hipótese não se verificou, demonstrando que o conhecimento externo não apresenta impacto na tomada de decisão de marketing. Finalmente, também não se verificou estatisticamente um impacto positivo entre a tomada de decisão de marketing e a performance de negócio.

5.4.Recomendações Futuras aos empresários

Tendo em consideração os pontos identificados na investigação, recomenda-se que as empresas do setor em estudo invistam numa transformação gradual, mas sólida, no que diz respeito à cultura de dados e à adoção de tecnologias avançadas de análise. A criação de uma cultura organizacional que valorize a recolha e a utilização de dados para a tomada de decisões deve ser uma prioridade, promovendo uma literacia digital entre os colaboradores e gestores. Este investimento não só permitirá a implementação de ferramentas analíticas

mais poderosas, como também facilitará a extração de *insights* mais robustos e confiáveis, fundamentais para suportar decisões estratégicas, especialmente no campo do marketing.

Para além disso, as empresas devem considerar a alocação de recursos, mesmo que limitados, em sistemas que possibilitem a recolha eficiente de dados externos, para complementar as suas análises internas e, assim, obter uma visão mais abrangente do mercado. A utilização de ferramentas de IA pode ser uma solução viável para melhorar a precisão e o alcance das análises, permitindo às empresas competir de forma mais eficaz.

Conclui-se que, sem o desenvolvimento destas competências, as empresas continuarão a tomar decisões de marketing pouco fundamentadas, não otimizando o seu impacto na performance do negócio, o que, a longo prazo, pode limitar o crescimento e a competitividade no mercado. Portanto, o caminho passa pela conjugação de tecnologia, formação e estratégia para fomentar um ambiente orientado por dados, que sirva de alavanca para o crescimento empresarial.

5.5. Limitações do estudo e linhas de investigação futura

Este ponto apresenta algumas limitações do estudo. Com base nestas limitações são também sugeridas propostas de investigação futura.

Como em qualquer investigação o fator tempo constitui sempre uma barreira, limitando a realização de outros estudos complementares ou mais aprofundados que poderiam enriquecer o documento (por exemplo, entrevistas aos gestores).

Este estudo utilizou uma amostra de conveniência, constituída por 57 participantes que responderam de forma anónima ao questionário enviado. Este método de recolha de dados pode gerar incertezas, pois torna mais difícil garantir uma amostra equilibrada e representativa para alcançar as conclusões desejadas.

Seria, também, recomendável realizar o estudo com uma amostra de maior dimensão e representativa do setor em questão, a fim de obter resultados mais robustos e generalizáveis. Para além disso, seria relevante expandir a análise para diferentes países, permitindo a comparação entre culturas, economias, mentalidades e recursos distintos. Esta abordagem comparativa permitiria explorar a forma como os fatores culturais e socioeconómicos influenciam os resultados, proporcionando uma visão mais abrangente da temática. Os estudos internacionais podem revelar diferenças ou semelhanças importantes, ajudando a

identificar tendências globais e oferecendo conclusões mais ricas que podem orientar decisões estratégicas. Ao incluir uma variedade de contextos, seria possível compreender melhor a aplicabilidade das conclusões em diferentes realidades e aumentar a validade externa do estudo, tornando-o mais relevante para um público mais amplo.

Relativamente à metodologia, optou-se por um estudo transversal, dadas as características temporais do estudo da dissertação de mestrado. No entanto, para o tema em questão, recomenda-se um estudo longitudinal que acompanhe as empresas ao longo do tempo, permitindo avaliar de forma mais precisa como a adoção de ferramentas de IA e as mudanças na cultura de dados influenciam a performance do negócio e as decisões de marketing. Ao observar as empresas em várias fases, é possível identificar padrões de evolução e medir o impacto dessas mudanças ao longo das diferentes fases do processo. Esta abordagem permite também analisar fatores externos que afetam a eficácia das tecnologias e ajustar estratégias com base em dados contínuos, tornando as conclusões mais sólidas e aplicáveis.

Sugere-se ainda que o modelo conceitual seja aplicado a outras áreas de negócio para verificar se há diferenças, na adoção da IA e seus impactos.

Por fim, uma futura investigação recai também sobre a introdução de outras variáveis a testar (por exemplo a criação de conhecimento de fornecedores) que possam comprovar o impacto positivo e significativo da Inteligência Artificial neste contexto.

Bibliografia ou Referências Bibliográficas

- Aaker, D. A., Kumar V., & Day, G. S. (2004). *Marketing Research*. Wiley.
- Abubakar, A. M., Elrehail, H., Alatailat, M. A., & Elçi, A. (2019). Knowledge management, decision-making style and organizational performance. *Journal of Innovation and Knowledge*, 4(2), 104–114. <https://doi.org/10.1016/j.jik.2017.07.003>
- Ajiga, D., Ndubuisi, N., Asuzu, O., Owolabi, O., Tubokirifuruar, T., & Adeleye, R. (2024). AI-driven predictive analytics in retail: A review of emerging trends and customer engagement strategies. *International Journal of Management & Entrepreneurship Research*, 6(2), 307–321. <https://doi.org/10.51594/ijmer.v6i2.772>
- Andrade, D. Q. (2023). *Algoritmos, Uma revolução em curso*. Fundação Francisco Manuel dos Santos.
- Anica-Popa, I., Anica-Popa, L., Rădulescu, C., & Vrîncianu, M. (2021). The Integration of Artificial Intelligence in Retail: Benefits, Challenges and a Dedicated Conceptual Framework. *Amfiteatru Economic*, 23(56), 122–122. <https://doi.org/10.24818/EA/2021/56/120>
- Anjorin, K. F., Raji, M. A., & Olodo, H. B. (2024). A review of strategic decision-making in marketing through big data and analytics. *Computer Science & IT Research Journal*, 5(5), 1126–1144. <https://doi.org/10.51594/csitrj.v5i5.1139>
- Bag, S., Gupta, S., Kumar, A., & Sivarajah, U. (2020). *An Integrated Artificial Intelligence Framework for Knowledge Creation and B2B Marketing Rational Decision Making for Improving Firm Performance*.
- Basu, R., Lim, W. M., Kumar, A., & Kumar, S. (2023). Marketing analytics: The bridge between customer psychology and marketing decision-making. In *Psychology and Marketing* (Vol. 40, Issue 12, pp. 2588–2611). John Wiley and Sons Inc. <https://doi.org/10.1002/mar.21908>
- Boiral, O. (2002). Tacit Knowledge and Environmental Management. *Long Range Planning*, 35(3), 291–317.

- Bonaccorso, G. (2017). *Machine Learning Algorithms*. Packt Publishing.
- Brei, V. A. (2020). Machine learning in marketing. *Foundations and Trends in Marketing*, 14(3), 173–236. <https://doi.org/10.1561/17000000065>
- Brynjolfsson, E., & Mitchell, T. (2017). What can machine learning do? Workforce implications. *American Association for the Advancement of Science*, 358(6370), 1530–1534.
- Bures, V., Otcenaskova, T., & Jasikova, V. (2012). The evaluation of external data resources for Business Intelligence applications: the example of the Czech Republic. In *JOURNAL OF SYSTEMS INTEGRATION* (Vol. 1).
- Chao, G., Cheung, J., Haller, K., & Lee, J. (2019). *The coming AI revolution in retail and consumer products: Intelligent automation is transforming both industries in unexpected ways*. <https://cdn.nrf.com/sites/default/files/2019-01/The%20coming%20AI%20revolution.pdf>
- Chin, W. W. (1998). *The Partial Least Squares Approach to Structural Equation Modeling*. Lawrence Erlbaum Associates. <https://www.researchgate.net/publication/311766005>
- Chromjakova, F., Trentesaux, D., & Kwarteng, M. A. (2021). Human and cobot cooperation ethics: The process management concept of the production workplace. *Journal of Competitiveness*, 13(3), 21–38. <https://doi.org/10.7441/joc.2021.03.02>
- Collins, C., Dennehy, D., Conboy, K., & Mikalef, P. (2021). Artificial intelligence in information systems research: A systematic literature review and research agenda. *International Journal of Information Management*, 60. <https://doi.org/10.1016/j.ijinfomgt.2021.102383>
- Cronbach, L. J. (1951). Coefficient Alpha and the Internal Structure of tests. *Psychometrika*, 16(3).
- Daugherty, P., & Wilson, H. J. (2018). *Human + Machine: Reimagining Work in the Age of AI*. Harvard Business Review Press.
- Davenport, T. H. (2014). How strategists use “big data” to support internal business decisions, discovery and production. *Strategy and Leadership*, 42(4), 45–50. <https://doi.org/10.1108/SL-05-2014-0034>

- Davenport, T. H., & Prusak, L. (1998). *Working Knowledge: How Organizations Manage What They Know*. Harvard Business School Press. <https://doi.org/10.1145/348772.348775>
- Dekimpe, M. G. (2020). Retailing and retailing research in the age of big data analytics. *International Journal of Research in Marketing*, 37(1), 3–14. <https://doi.org/10.1016/j.ijresmar.2019.09.001>
- Du, S., & Xie, C. (2021). Paradoxes of artificial intelligence in consumer markets: Ethical challenges and opportunities. *Journal of Business Research*, 129, 961–974. <https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2020.08.024>
- Duan, Y., Edwards, J. S., & Dwivedi, Y. K. (2019). Artificial intelligence for decision making in the era of Big Data – evolution, challenges and research agenda. *International Journal of Information Management*, 48, 63–71. <https://doi.org/10.1016/j.ijinfomgt.2019.01.021>
- Dubey, R., Gunasekaran, A., Childe, S. J., Blome, C., & Papadopoulos, T. (2019). Big Data and Predictive Analytics and Manufacturing Performance: Integrating Institutional Theory, Resource-Based View and Big Data Culture. *British Journal of Management*, 30(2), 341–361.
- Fabrigar, L. R., MacCallum, R. C., Wegener, D. T., & Strahan, E. J. (1999). Evaluating the use of exploratory factor analysis in psychological research. In *Psychological Methods* (Vol. 4, Issue 3, pp. 272–299). <https://doi.org/10.1037/1082-989X.4.3.272>
- Fornell, C., & Larcker, D. F. (1981). Evaluating Structural Equation Models with Unobservable Variables and Measurement Error. *Journal of Marketing Research*, 18(1), 39–50.
- Fortin, M.-F. (2009). *Fundamentos e etapas do processo de investigação*. Lusodidacta.
- Franzò, S., Doppio, N., Natalicchio, A., Frattini, F., & Mion, L. (2023). Designing innovation contests to support external knowledge search in small and medium-sized enterprises. *Technovation*, 121. <https://doi.org/10.1016/j.technovation.2022.102684>
- Germann, F., Lilien, G. L., & Rangaswamy, A. (2013). Performance implications of deploying marketing analytics. *International Journal of Research in Marketing*, 30(2), 114–128. <https://doi.org/10.1016/j.ijresmar.2012.10.001>
- Grewal, D., Roggeveen, A. L., & Nordfält, J. (2017). The Future of Retailing. *Journal of Retailing*, 93(1), 1–6. <https://doi.org/10.1016/j.jretai.2016.12.008>

- Gupta, B., Iyer, L. S., & Aronson, J. E. (2000). Knowledge management: Practices and challenges. *Industrial Management and Data Systems*, *100*(1), 17–21.
<https://doi.org/10.1108/02635570010273018>
- Gupta, S., Justy, T., Kamboj, S., Kumar, A., & Kristoffersen, E. (2021). Big data and firm marketing performance: Findings from knowledge-based view. *Technological Forecasting and Social Change*, *171*. <https://doi.org/10.1016/j.techfore.2021.120986>
- Hair, J. F. (2007). Knowledge creation in marketing: The role of predictive analytics. *European Business Review*, *19*(4), 303–315. <https://doi.org/10.1108/09555340710760134>
- Hair, J. F., Ringle, C. M., & Sarstedt, M. (2011). PLS-SEM: Indeed a silver bullet. *Journal of Marketing Theory and Practice*, *19*(2), 139–152. <https://doi.org/10.2753/MTP1069-6679190202>
- Hair Jr, J., Black, W., Babin, B., & Anderson, R. (2010). *Multivariate Data Analysis* (7a ed.). Pearson.
- Harrison, R., Parker, A., Brosas, G., Chiong, R., & Tian, X. (2015). The role of technology in the management and exploitation of internal business intelligence. *Journal of Systems and Information Technology*, *17*(3), 247–262. <https://doi.org/10.1108/JSIT-04-2015-0030>
- Huang, M.-H., & Rust, R. T. (2020). A strategic framework for artificial intelligence in marketing. *Journal of the Academy of Marketing Science*. <https://doi.org/10.1007/s11747-020-00749-9/Published>
- Hulland, J. (1999). Use of partial least squares (PLS) in strategic management research: a review of four recent studies. *Strategic Management Journal*, *20*(2), 195–204.
[https://doi.org/10.1002/\(SICI\)1097-0266\(199902\)20:2<195::AID-SMJ13>3.0.CO;2-7](https://doi.org/10.1002/(SICI)1097-0266(199902)20:2<195::AID-SMJ13>3.0.CO;2-7)
- Itani, O. S., Kalra, A., & Rostami, A. (2024). How does big data affect organizational financial performance in turbulent markets? The role of customer-linking and selling capabilities. *Technological Forecasting and Social Change*, *201*.
<https://doi.org/10.1016/j.techfore.2024.123221>
- ITInsight. (2024, January 19). *Investimento em IA em Portugal ultrapassará os 100 milhões de euros em 2024*. <https://www.itinsight.pt/news/it-strategy/investimento-em-ia-em-portugal-ultrapassara-os-100-milhoes-de-euros-em-2024>

- Jarek, K., & Mazurek, G. (2019). Marketing and artificial intelligence. *Central European Business Review*, 8(2), 46–55. <https://doi.org/10.18267/j.cebr.213>
- Jarrahi, M. H., Askay, D., Eshraghi, A., & Smith, P. (2023). Artificial intelligence and knowledge management: A partnership between human and AI. *Business Horizons*, 66(1), 87–99. <https://doi.org/10.1016/j.bushor.2022.03.002>
- Jordan, M. I., & Mitchell, T. M. (2015). Machine learning: Trends, perspectives, and prospects. *Science*, 349(6245), 255–260. <https://doi.org/10.1126/science.aaa8415>
- Kaplan, A., & Haenlein, M. (2019). Siri, Siri, in my hand: Who’s the fairest in the land? On the interpretations, illustrations, and implications of artificial intelligence. In *Business Horizons* (Vol. 62, Issue 1, pp. 15–25). Elsevier Ltd. <https://doi.org/10.1016/j.bushor.2018.08.004>
- Kissinger, H., Schmidt, E., & Huttenlocher, D. (2021). *A era da inteligência artificial*. Publicações Dom Quixote.
- Koch, A. (2011). Firm-internal knowledge integration and the effects on innovation. *Journal of Knowledge Management*, 15(6), 984–996. <https://doi.org/10.1108/13673271111179325>
- Kovačić, M., Mutavdžija, M., Buntak, K., & Pus, I. (2022). Using Artificial Intelligence for Creating and Managing Organizational Knowledge. In *Tehnicki Vjesnik* (Vol. 29, Issue 4, pp. 1413–1418). Strojariski Fakultet. <https://doi.org/10.17559/TV-20211222120653>
- Lanzolla, G., Pesce, D., & Tucci, C. L. (2021). The Digital Transformation of Search and Recombination in the Innovation Function: Tensions and an Integrative Framework*. *Journal of Product Innovation Management*, 38(1), 90–113. <https://doi.org/10.1111/jpim.12546>
- Legg, S., & Hutter, M. (2007). *A Collection of Definitions of Intelligence*. <http://arxiv.org/abs/0706.3639>
- Liu, Y. (2015). Big Data and Predictive Business Analytics. *Journal of Business Forecasting*.
- Ljepava, N. (2022). AI-Enabled Marketing Solutions in Marketing Decision Making: AI Application in Different Stages of Marketing Process. *TEM Journal*, 11(3), 1308–1315. <https://doi.org/10.18421/TEM113-40>

- Luo, X. (2024). Review of object tracking algorithms in computer vision based on deep learning. *Applied and Computational Engineering*, 32(1), 22–27.
<https://doi.org/10.54254/2755-2721/32/20230178>
- Ma, L., & Sun, B. (2020). Machine learning and AI in marketing – Connecting computing power to human insights. *International Journal of Research in Marketing*, 37(3), 481–504.
<https://doi.org/10.1016/j.ijresmar.2020.04.005>
- Malhotra, K. N., Altheman, É., Laudísio, M. C., Borges, F. M., & Rocha, I. (2006). *Introdução à Pesquisa de Marketing*.
- Manning, C. (2020). *Artificial Intelligence Definitions*. Stanford University.
<https://hai.stanford.edu/sites/default/files/2020-09/AI-Definitions-HAI.pdf>
- Maramganti, K., & Rajyalakshmi, N. C. (2019). Role of artificial intelligence in business transformation. *International Journal on Recent Trends in Business and Tourism*, 3(3).
- Mari, A. (2019). *The Rise of Machine Learning in Marketing: Goal, Process, and Benefit of AI-Driven Marketing*. <https://doi.org/10.5167/uzh-197751>
- Martins, M. (2018). *Gestão do conhecimento - Criação e transferência de conhecimento*. (2ª ed.). Edições Sílabo.
- Maskey, M. (2023). Rethinking AI for Science: An Evolution From Data-Driven to Data-Centric Framework. *Perspectives of Earth and Space Scientists*, 4(1).
<https://doi.org/10.1029/2023cn000222>
- Moncrief, W. C. (2017). Are sales as we know it dying ... or merely transforming? *Journal of Personal Selling and Sales Management*, 37(4), 271–279.
<https://doi.org/10.1080/08853134.2017.1386110>
- Nonaka, I. (2007). The Knowledge-Creating Company. *Harvard Business Review*.
- Ntumba, C., Aguayo, S., & Maina, K. (2023). Revolutionizing Retail: A Mini Review of E-commerce Evolution. *Journal of Digital Marketing and Communication*, 3(2), 100–110.
<https://doi.org/10.53623/jdmc.v3i2.365>
- Nunnally, J. C. (1978). *Psychometric Theory* (2nd ed.). McGraw-Hill.
- Nunnally, J. C., & Bernstein, I. H. (1994). *Psychometric Theory* (3a ed.). McGraw-Hill.

- Ogundipe, D., Babatunde, S., & Abaku, E. (2024). AI and Product Management: A Theoretical Overview From Idea To Market. *International Journal of Management & Entrepreneurship Research*, 6(3), 950–969. <https://doi.org/10.51594/ijmer.v6i3.965>
- Olabode, O. E., Boso, N., Hultman, M., & Leonidou, C. N. (2022). Big data analytics capability and market performance: The roles of disruptive business models and competitive intensity. *Journal of Business Research*, 139, 1218–1230. <https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2021.10.042>
- Olan, F., Ogiemwonyi Arakpogun, E., Suklan, J., Nakpodia, F., Damij, N., & Jayawickrama, U. (2022). Artificial intelligence and knowledge sharing: Contributing factors to organizational performance. *Journal of Business Research*, 145, 605–615. <https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2022.03.008>
- Olsen, T. L., & Tomlin, B. (2020). Industry 4.0: Opportunities and challenges for operations management. *Manufacturing and Service Operations Management*, 22(1), 113–122. <https://doi.org/10.1287/msom.2019.0796>
- Olson, C., & Levy, J. (2017). Transforming marketing with artificial intelligence. *Applied Marketing Analytics: The Peer-Reviewed Journal*, 3(4).
- Oluwaseyi, J., & Potter, K. (2023). Exploring Natural Language Generation (NLG) methods for generating human-like text from structured or unstructured data. *Journal of Machine to Machine Communications*.
- Omotayo, F. O. (2015). Knowledge Management as an important tool in Organisational Management: A Review of Literature. *Library Philosophy and Practice*. <https://www.researchgate.net/publication/280889362>
- Oosthuizen, K., Botha, E., Robertson, J., & Montecchi, M. (2021). Artificial intelligence in retail: The AI-enabled value chain. *Australasian Marketing Journal*, 29(3), 264–273. <https://doi.org/10.1016/j.ausmj.2020.07.007>
- OECD/Eurostat (2018), *Oslo Manual 2018: Guidelines for Collecting, Reporting and Using Data on Innovation*, 4th Edition, The Measurement of Scientific, Technological and Innovation Activities, OECD Publishing, Paris/Eurostat, Luxembourg, <https://doi.org/10.1787/9789264304604-en>

- Overgoor, G., Chica, M., Rand, W., & Weishampel, A. (2019). Letting the computers take over: Using Ai to solve marketing problems. *California Management Review*, 61(4), 156–185. <https://doi.org/10.1177/0008125619859318>
- Paschen, J., Kietzmann, J., & Kietzmann, T. C. (2019). Artificial intelligence (AI) and its implications for market knowledge in B2B marketing. *Journal of Business and Industrial Marketing*, 34(7), 1410–1419. <https://doi.org/10.1108/JBIM-10-2018-0295>
- Pestana, M. H., & Gageiro, J. N. (2005). *Análise de Dados para Ciências Sociais: a complementaridade do SPSS* (4th ed.). Edições Sílabo.
- Porter, M., & Heppelmann, J. (2017). Porque todas as empresas precisam de uma estratégia de realidade aumentada. In M. Porter & J. Heppelmann (Eds.), *Inteligência Artificial, Análise de Dados e a Nova Era das Máquinas* (pp. 73–100). Harvard Business Review.
- Ritala, P., & Stefan, I. (2021). A paradox within the paradox of openness: The knowledge leveraging conundrum in open innovation. *Industrial Marketing Management*, 93, 281–292. <https://doi.org/10.1016/j.indmarman.2021.01.011>
- Rodrigues, J. V. (2023, May 18). *Investimento em inteligência artificial acima dos 500 milhões em Portugal em dois anos*. <https://www.dinheirovivo.pt/empresas/tecnologia/investimento-em-inteligencia-artificial-acima-dos-500-milhoes-em-portugal-em-dois-anos-16377033.html>
- Russell, S. J., & Norvig, P. (2016). *Artificial Intelligence: A Modern Approach* (Global Edition). Pearson Higher Ed.
- Sáenz, J., Guinea, A. O., & Peñalba-Aguirrezabalaga, C. (2022). Value creation through marketing data analytics: The distinct contribution of data analytics assets and capabilities to unit and firm performance. *Information and Management*, 59(8). <https://doi.org/10.1016/j.im.2022.103724>
- Samuel, A. L. (1959). Some Studies in Machine Learning Using the Game of Checkers. *IBM Journal of Research and Development*, 3(3), 210–229. <https://doi.org/10.1147/rd.33.0210>
- Santos, J. B., & Brito, L. A. L. (2012). Toward a subjective measurement model for firm performance. *BAR - Brazilian Administration Review*, 9, 95–117. <https://doi.org/10.1590/S1807-76922012000500007>

- Selvam, M., Gayathri, J., Vasanth, V., Lingaraja, K., & Marxiaoli, S. (2016). Determinants of Firm Performance: A Subjective Model. *International Journal of Social Science Studies*, 4(7). <https://doi.org/10.11114/ijsss.v4i7.1662>
- Shankar, V. (2018). How Artificial Intelligence (AI) is Reshaping Retailing. *Journal of Retailing*, 94(4), vi–xi. [https://doi.org/10.1016/s0022-4359\(18\)30076-9](https://doi.org/10.1016/s0022-4359(18)30076-9)
- Sheikh, H., Prins, C., & Schrijvers, E. (2023). *Mission AI: The New System Technology*. Springer Nature Switzerland.
- Shrestha, Y. R., Krishna, V., & von Krogh, G. (2021). Augmenting organizational decision-making with deep learning algorithms: Principles, promises, and challenges. *Journal of Business Research*, 123, 588–603. <https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2020.09.068>
- Spender, J.-C. (1996). Organizational knowledge, learning and memory: three concepts in search of a theory. *Journal of Organizational Change Management*, 9(1), 63–78.
- Stone, M., Aravopoulou, E., Ekinici, Y., Evans, G., Hobbs, M., Labib, A., Laughlin, P., Machtynger, J., & Machtynger, L. (2020). Artificial intelligence (AI) in strategic marketing decision-making: a research agenda. *Bottom Line*, 33(2), 183–200. <https://doi.org/10.1108/BL-03-2020-0022>
- Truong, Y., & McColl, R. (2011). Intrinsic motivations, self-esteem, and luxury goods consumption. *Journal of Retailing and Consumer Services*, 18(6), 555–561. <https://doi.org/10.1016/j.jretconser.2011.08.004>
- Tsui, E., Garner, B. J., & Staab, S. (2000). The role of artificial intelligence in knowledge management. *Knowledge-Based Systems*, 13(5), 235–239.
- Udeh, C. A., Orieno, O. H., Daraojimba, O. D., Ndubuisi, & N. L., Oriekhoe, O. I. (2024). Big Data Analytics: a review of its transformative role in modern business intelligence. *Computer Science & IT Research Journal*, 5(1), 219–236. <https://doi.org/10.51594/csitrj.v5i.718>
- Vasconcelos, J. B., Kimble, C., Carreteiro, P., & Rocha, Á. (2017). The application of knowledge management to software evolution. *International Journal of Information Management*, 37(1), 1499–1506. <https://doi.org/10.1016/j.ijinfomgt.2016.05.005>

- Vashishth, T. K., Sharma, V., Sharma, K. K., Kumar, B., Chaudhary, S., & Panwar, R. (2024). *AI and Data Analytics for Market Research and Competitive Intelligence* (pp. 155–180). <https://doi.org/10.4018/979-8-3693-1058-8.ch008>
- Venkatesan, R., & Lecinski, J. (2021). *The AI Marketing Canvas*. Stanford University Press.
- Vilelas, J. (2009). *Investigação - O processo de construção do conhecimento* (1ª ed). Edições Sílabo.
- Wamba, S. F., Gunasekaran, A., Akter, S., Ren, S. J. fan, Dubey, R., & Childe, S. J. (2017). Big data analytics and firm performance: Effects of dynamic capabilities. *Journal of Business Research*, 70, 356–365. <https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2016.08.009>
- Wamba-Taguimdje, S. L., Fosso Wamba, S., Kala Kamdjoug, J. R., & Tchatchouang Wanko, C. E. (2020). Influence of artificial intelligence (AI) on firm performance: the business value of AI-based transformation projects. *Business Process Management Journal*, 26(7), 1893–1924. <https://doi.org/10.1108/BPMJ-10-2019-0411>
- Wang, Y., & Wang, X. (2005). *A new formal definition of language for Natural Language Processing*. 430–433. https://doi.org/10.1142/9789812701534_0097
- What is a Chatbot* | Oracle. (n.d.). Retrieved March 3, 2024, from <https://www.oracle.com/chatbots/what-is-a-chatbot/>
- What is Deep Learning?* | IBM. (n.d.). Retrieved March 13, 2024, from <https://www.ibm.com/topics/deep-learning>
- Wilson, H., & Daugherty, P. (2019). Inteligência colaborativa: seres humanos e IA estão a unir forças. In *Inteligência Artificial, análise de Dados e a Nova Era das Máquinas* (pp. 161–180). Harvard Business Review Press.
- Xu, Y., Liu, X., Cao, X., Huang, C., Liu, E., Qian, S., Liu, X., Wu, Y., Dong, F., Qiu, C.-W., Qiu, J., Hua, K., Su, W., Wu, J., Xu, H., Han, Y., Fu, C., Yin, Z., Liu, M., ... Zhang, J. (2021). Artificial intelligence: A powerful paradigm for scientific research. *The Innovation*, 2(4), 100–179. <https://doi.org/10.1016/j.xinn.2021.100179>
- Yau, K. L. A., Saad, N. M., & Chong, Y. W. (2021). Artificial intelligence marketing (Aim) for enhancing customer relationships. *Applied Sciences*, 11. <https://doi.org/10.3390/app11188562>

- Yi, Y., & Bagozzi, R. P. (1988). On the evaluation of structural equation models. *Journal of the Academy of Marketing Science*, 16, 74–94.
- Yilmaz, R. (2016). Knowledge sharing behaviors in e-learning community: Exploring the role of academic self-efficacy and sense of community. *Computers in Human Behavior*, 63, 373–382. <https://doi.org/10.1016/j.chb.2016.05.055>
- Zada, I. (2022). The Contributions of Customer Knowledge and Artificial Intelligence to Customer Satisfaction. *International Review of Management and Marketing*, 12(5), 1–4. <https://doi.org/10.32479/irmm.13314>
- Zha, D., Bhat, Z. P., Lai, K.-H., Yang, F., Jiang, Z., Zhong, S., & Hu, X. (2023). Data-centric Artificial Intelligence: A Survey. *ArXiv Preprint*, 1. <http://arxiv.org/abs/2303.10158>
- Zhan, Y., Tan, K. H., Li, Y., & Tse, Y. K. (2018). Unlocking the power of big data in new product development. *Annals of Operations Research*, 270(1–2), 577–595. <https://doi.org/10.1007/s10479-016-2379-x>
- Zhang, Q., Lu, J., & Jin, Y. (2021). Artificial intelligence in recommender systems. *Complex and Intelligent Systems*, 7(1), 439–457. <https://doi.org/10.1007/s40747-020-00212-w>

Anexos

5.1. Apêndice I – Questionário

A utilização da inteligência artificial para a criação de conhecimento: Impacto na tomada de decisão de marketing e performance do negócio

O presente estudo surge no âmbito da dissertação do Mestrado em Empreendedorismo e Inovação do Instituto Politécnico de Leiria.

O mesmo pretende avaliar o impacto da tomada de decisão de marketing e performance do negócio através da criação de conhecimento a partir da utilização de ferramentas de IA.

Este estudo aplica-se especificamente ao setor *das PME's retalhista de eletrónica de consumo e eletrodomésticos*

O questionário serve apenas para fins académicos, não havendo respostas certas ou erradas. Os dados são confidenciais.

O tempo estimado para o preenchimento são 5 minutos.
Agradecemos, desde já, a sua participação.

Parte 1

Experiência laboral *

- 0 - 5 anos
- 6 - 10
- 11 - 15
- Mais de 15

Cargo na empresa *

- Gestor (a) de Marketing
- Gestor (a) Comercial
- Administrador (a)
- Outra: _____

Número de colaboradores na empresa *

- 1 - 10
- 11 - 20
- 21 - 30
- 31 - 40
- 41 - 50
- Mais de 50

Faturação anual *

- Até 500K
- 500K - 1M
- 1M - 5M
- 5M - 10M
- 10M - 15M
- 15M - 20M
- Mais de 20M
- Não tenho conhecimento

Parte 2

Recolha e tratamento de dados com IA *

	Discordo totalmente	Discordo	Não concordo nem discordo	Concordo	Concordo totalmente
A empresa tem acesso a conjuntos de dados estruturados e não estruturados	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
A empresa une dados internos e externos para análise de valor do ambiente de negócios	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
Aplicamos técnicas analíticas avançadas para tomada de decisão	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
Usamos sistemas de computação (por exemplo, PowerBI) para processamento de grandes conjuntos de dados	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>

Usamos métodos de visualização de dados para analisar informações complexas (por exemplo, com PowerBI)	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
A nossa gestão tem um orçamento para sistemas de big data e inteligência artificial	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
Damos formação de sistemas de recolha e análise de dados aos nossos colaboradores	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
A nossa empresa coordena-se de forma eficaz com outros departamentos e partes stakeholders para recolha e análise de dados	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>

Conhecimento do cliente *

	Discordo totalmente	Discordo	Não concordo nem discordo	Concordo	Concordo totalmente
A análise de dados com IA pode ser utilizada para fazer análises relacionadas com a atitude e comportamento dos clientes, através da utilização de dados estruturados e não estruturados de diversas naturezas	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
As ferramentas de aprendizagem de máquina e análise preditiva podem ser úteis para criar perfis de futuros clientes e desenvolver estratégias de relacionamento com os mesmos	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>

A análise de dados com IA pode melhorar todos os processos envolvidos na atividade de vendas da empresa	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
Os sistemas de IA podem automatizar o processo de vendas, agendar reuniões e ainda responder a perguntas frequentes	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
Os sistemas de IA podem ser úteis para converter os clientes, melhorando a própria oferta de valor	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
Os sistemas de IA podem ser úteis no acompanhamento automático de pedidos e no processamento de encomendas	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>

Conhecimento do mercado *

	Discordo totalmente	Discordo	Não concordo nem discordo	Concordo	Concordo totalmente
A análise de dados com IA pode ser utilizada para recolher inteligência acerca das forças externas do mercado e dos stakeholders	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
A análise de dados com IA permite o conhecimento do mercado externo	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
Os sistemas de IA podem permitir que os profissionais de marketing desenvolvam inteligência competitiva	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>

Tomada de decisão de Marketing *

	Discordo totalmente	Discordo	Não concordo nem discordo	Concordo	Concordo totalmente
A IA será capaz de ajudar os colaboradores a tomar melhores decisões e melhorar a criatividade	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
As ferramentas que recorrem aos sistemas de IA, numa função de suporte, podem ajudar os utilizadores a tomar boas decisões	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
A visão obtida através da criação de conhecimento baseado em IA pode ser útil para compreender a posição atual da empresa em relação à concorrência	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>

Os insights obtidos através da criação de conhecimento baseado em IA pode alertar os profissionais de marketing sobre o que rodeia as suas marcas (por exemplo escuta social, identificação de fake news, etc)	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
A tecnologia de IA permite realizar trabalhos complexos e fazer julgamentos consistentes e objetivos	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>

Performance de negócio *

	Discordo totalmente	Discordo	Não concordo nem discordo	Concordo	Concordo totalmente
A nossa empresa é capaz de reter clientes muito melhor do que a concorrência	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
O aumento de vendas foi visível na nossa empresa	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
A nossa empresa aumentou a margem de lucro	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
O retorno do investimento (ROI) cresceu na nossa empresa	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
O desempenho financeiro geral melhorou na nossa empresa	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>

Entrámos em novos mercados de forma mais célere do que os nossos concorrentes	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
Introduzimos novos produtos ou serviços no mercado de forma mais célere do que os nossos concorrentes	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
A taxa de sucesso de novos produtos ou serviços tem sido maior que a dos concorrentes	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>