

INSTITUTO
SUPERIOR
DE CONTABILIDADE
E ADMINISTRAÇÃO
DO PORTO
POLITÉCNICO
DO PORTO

M

MESTRADO
ÁREA DE ESPECIALIZAÇÃO

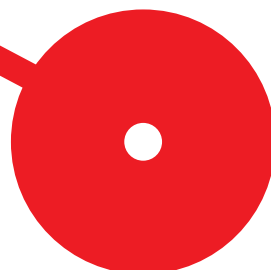
Sistemas de recomendação: Análise da intenção de compra dos consumidores

Marta Fernandes

10/2025

Marta Fernandes. Sistemas de recomendação:
Análise da intenção de compra dos consumidores
10/2025

INSTITUTO
SUPERIOR
DE CONTABILIDADE
E ADMINISTRAÇÃO
DO PORTO
POLITÉCNICO
DO PORTO



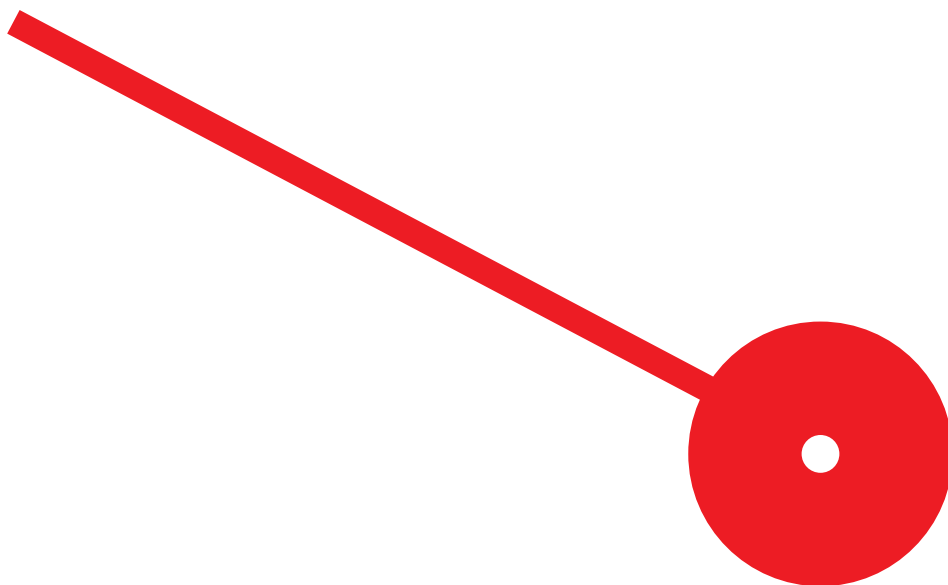
M

MESTRADO
ÁREA DE ESPECIALIZAÇÃO

Sistemas de recomendação: Análise da intenção de compra dos consumidores

Marta Fernandes

**Dissertação de Mestrado
Apresentado ao Instituto Superior de Contabilidade e
Administração do Porto para a obtenção do grau de Mestre
em Assessoria em Comunicação digital, sob orientação de
Inês Veiga Pereira e Paula Peres.**



Agradecimentos

Ao concluir esta dissertação de mestrado, marco o culminar de cinco anos de dedicação e aprendizagem no ensino superior. Gostaria de expressar a minha profunda gratidão a todos os que contribuíram para a minha formação académica e pessoal.

Em primeiro lugar quero agradecer à minha família, em particular aos meus pais, irmã, e à Cecília, por todo o suporte, motivação, disciplina e companhia. Deixo também um agradecimento à Arlene cuja companhia trouxe momentos de conforto.

Ao Vasco deixo um agradecimento muito especial. Foi o meu maior pilar ao longo de todo este percurso: incansável, presente em todos os momentos e sempre pronto a oferecer o seu apoio, ânimo e encorajamento. A sua paciência e dedicação foram decisivas para que eu nunca perdesse a força nem desistisse deste objetivo.

Aos meus amigos que tornaram mais leve, obrigada por me ouvirem, por me darem força e por me lembrarem, em cada etapa, da importância de seguir em frente com a cabeça erguida- e, sobretudo, por não me deixarem desistir.

Manifesto também a minha sincera gratidão carinhosamente às minhas orientadoras, Professora Doutora Inês Pereira e Professora Doutora Paula Peres pela orientação, disponibilidade, paciência e pela motivação que se revelaram essenciais para a concretização deste trabalho.

A todos, o meu enorme obrigada!

Resumo:

O crescimento acelerado do comércio eletrônico e a disseminação de tecnologias baseadas em inteligência artificial trouxeram os sistemas de recomendação para o centro da experiência digital contemporânea. Estes mecanismos, capazes de analisar grandes volumes de dados e identificar padrões de comportamento, têm como objetivo reduzir a sobrecarga de informação e apoiar decisões de compra mais rápidas e direcionadas aos consumidores. Apesar do seu uso generalizado em plataformas internacionais, permanece a necessidade de compreender a forma como os consumidores reagem a tais sistemas em contextos específicos.

Assim, esta dissertação toma como objeto de estudo a plataforma *online* da Worten, analisando o impacto de diferentes dimensões dos sistemas de recomendação — personalização, utilidade percebida, confiança e transparência — na intenção de compra dos consumidores portugueses. Recorre-se a uma metodologia quantitativa, com aplicação de questionários e posterior tratamento estatístico, de modo a testar hipóteses fundamentadas na literatura sobre comportamento do consumidor e aceitação tecnológica.

Espera-se que os resultados contribuam para uma compreensão mais abrangente do papel desempenhado pelos sistemas de recomendação atuais, não só enquanto facilitadores da experiência de compra, mas também como instrumentos capazes de gerar confiança e fidelização. Do ponto de vista prático, o estudo procura fornecer orientações a empresas do setor, ajudando-as a equilibrar inovação tecnológica com práticas éticas de transparência e proteção da privacidade. Em termos académicos, o trabalho acrescenta evidência empírica ao debate sobre a relação entre tecnologia, confiança e comportamento de consumo em ambientes digitais.

Palavras chave: Inteligência Artificial, Sistemas de Recomendação, Comportamento do Consumidor, Intenção de Compra.

Abstract:

The rapid growth of e-commerce and the spread of technologies based on artificial intelligence have placed recommender systems at the center of the contemporary digital experience. These mechanisms, capable of analyzing large volumes of data and identifying behavioral patterns, aim to reduce information overload and support faster and more targeted purchase decisions. Despite their widespread use on international platforms, there remains a need to understand how consumers react to such systems in specific national contexts.

Thus, this dissertation takes the online platform Worten as its case study, analyzing the impact of different dimensions of recommender systems — personalization, perceived usefulness, trust, and transparency — on the purchase intentions of Portuguese consumers. A quantitative methodology was adopted, involving the application of questionnaires and subsequent statistical analysis, in order to test hypotheses grounded in the literature on consumer behavior and technology acceptance.

The results are expected to contribute to a broader understanding of the role played by recommender systems, not only as facilitators of the shopping experience but also as instruments capable of generating trust and loyalty. From a practical perspective, the study seeks to provide guidance to companies in the sector, helping them balance technological innovation with ethical practices of transparency and privacy protection. From an academic standpoint, the research adds empirical evidence to the debate on the relationship between technology, trust, and consumer behavior in digital environments.

Key words: Artificial Intelligence, Recommendor Systems, Consumer Behavior, Purchase Intension.

Índice geral

Capítulo I - Introdução	1
Capítulo I – Revisão de Literatura	3
1.1 O E-Commerce e o consumidor digital	3
1.1.1 Comportamento de compra <i>online</i>	5
1.1.2 Processo de tomada de decisão de compra	6
1.1.3 Aumento da concorrência e necessidade de personalização	8
1.2 Sistemas de recomendação	11
1.2.1 Tipos de sistemas de recomendação	14
1.2.2 Sistemas de Recomendação Contextuais.....	15
1.2.1.1 Dados contextuais: Localização, tempo, microfone, apps.....	16
1.2.3 Algoritmos Preditivos VS Algoritmos Generalistas.....	17
1.3 Aceitação dos Sistemas de Recomendação: A Influência da Utilidade Percebida, Esforço Cognitivo, Confiança e Transparência.....	19
Capítulo II– Desenho da Investigação	24
2.1 Problema.....	24
2.2 Questão de investigação	24
2.3 Objetivo geral e específicos	25
2.4 Hipóteses	26
2.5 Modelo conceptual	31
Capítulo III – Metodologia	34
3.1 Metodologia de investigação	34
3.2 Instrumento de recolha de dados	34
3.2.1 Desenho do Questionário.....	35
3.3.1 Escala de mensuração do questionário	40
3.3.2 Pré-teste e aplicação do questionário.....	45
Capítulo IV – Apresentação e discussão de resultados	46

4.1 População e amostra	46
4.1.1 Caracterização da amostra.....	47
4.2 Estudo empírico	48
4.4 Discussão de resultados	64
Capítulo V– Conclusão.....	69
Referências bibliográficas	73
Apêndices.....	77
Apêndice I – Questionário	77

Índice de Figuras

Figura 1-Fases de um sistema de recomendação	14
Figura 2- Hierarquia da tipologia de Sistemas de recomendação	15
Figura 3- Síntese do Modelo de Aceitação Tecnológica (TAM)- Davis, 1989.....	20
Figura 4- Modelo Conceptual Proposto.....	32
Figura 5- Modelo conceptual via Smart PLS	62

Índice de Tabelas

Tabela 1- Recommender System Examples (Fonte: Schafer et al, 1999)	12
Tabela 2- Tabela das hipóteses de investigação	31
Tabela 3- Características do perfil do utilizador	36
Tabela 4- Secção B: Personalização percebida	36
Tabela 5- Secção C: Utilidade Percebida	37
Tabela 6- Secção D: Confiança no sistema	38
Tabela 7- Secção E: Transparência do Sistema	39
Tabela 8- Secção F: Intenção de compra	40
Tabela 9- Secção G: Hábitos de consumo	40
Tabela 10- Faixa etária do Inquerido	47
Tabela 11- Género do Inquerido	47
Tabela 12- Nacionalidade do Inquerido	48
Tabela 13- Escolaridade do Inquerido	48
Tabela 14- Média dos itens da Personalização Percebida	49
Tabela 15- - Média dos itens da Utilidade Percebida	50
Tabela 16- Média dos itens da Confiança no Sistema	51
Tabela 17- Média dos itens da Transparência do Sistema	52
Tabela 18- Média dos itens da Intenção de compra	53
Tabela 19- Total de respostas por itens da Categoria do Produto	54
Tabela 20- Valores referenciais dos indicadores	56
Tabela 21- Loading, Alpha, CR e AVE da Personalização Percebida	57
Tabela 22- Loading, Alpha, CR e AVE da Utilidade Percebida	58
Tabela 23- Loading, Alpha, CR e AVE da Confiança no sistema	59
Tabela 24- Loading, Alpha, CR e AVE da Transparência do Sistema	59
Tabela 25- Loading, Alpha, CR e AVE da Intenção de compra	60
Tabela 26-Validade discriminante: critério Fornell-Larcker	61
Tabela 27- Validade discriminante: rácio HTMT	61
Tabela 28- SMRM	61
Tabela 29- Resultados do modelo estrutural	63
Tabela 30- Efeitos indiretos	64

Lista de abreviaturas

AFC- Análise Fatorial Confirmatória

HTMT- *Heterotrait-Monotrait*

IA- Inteligência Artificial

MEE- Modelo de Equações Estruturais

ML- *Machine Learning*

RAs- *Recommendation Agents*

SMRM- *Root Mean Square Residual*

A transformação digital redefiniu profundamente a forma como consumidores e empresas interagem, alterando as dinâmicas do comércio, do consumo e da comunicação. O advento da internet, e mais tarde a proliferação de dispositivos móveis, conduziu ao crescimento exponencial do comércio eletrônico, que se consolidou como um dos principais canais de compra, oferecendo conveniência, diversidade e personalização em escala global (Delone & McLean, 2004; Constantinides, 2004; Alves, 2023).

Neste cenário, os sistemas de recomendação tornaram-se ferramentas centrais para lidar com a sobrecarga de informação a que o consumidor digital está sujeito, apoiando o processo de tomada de decisão. Baseados em algoritmos de inteligência artificial e técnicas de *machine learning*, estes sistemas recolhem e processam grandes volumes de dados, identificando padrões de comportamento e sugerindo alternativas relevantes (Schafer et al., 1999; Adomavicius & Tuzhilin, 2011). A sua presença em plataformas como Amazon, Netflix ou Spotify não só transformou a experiência do consumidor, como também criou padrões de exigência: os utilizadores passaram a esperar recomendações personalizadas, consistentes e transparentes em qualquer ambiente digital.

No entanto, a sofisticação destes sistemas levanta novas questões. Para além da eficiência tecnológica, importa compreender até que ponto a personalização percebida e a utilidade das recomendações influenciam efetivamente a intenção de compra, qual o papel da confiança e da transparência na aceitação destas ferramentas e de que forma fatores como variáveis demográficas ou a categoria de produto podem moderar estas relações (Davis, 1989; Komiak & Benbasat, 2006; Matzner et al., 2016).

É precisamente neste ponto que este estudo se diferencia. Embora a literatura internacional sobre sistemas de recomendação seja extensa, a maioria das investigações centra-se em contextos globais ou em plataformas de referência internacional (ex.: Amazon, Netflix), existindo ainda escassez de estudos aplicados ao mercado português. Além disso, trabalhos pioneiros realizados nos anos 1980 e 1990 focavam-se sobretudo em aspetos técnicos de filtragem e categorização de informação, ao passo que os desafios atuais residem na perceção do consumidor, nomeadamente na sua confiança, privacidade e aceitação ética destes sistemas (Domingues et al., 2021; Andrade, 2021). Assim, este

estudo procura colmatar esta lacuna ao analisar, de forma integrada, fatores cognitivos (utilidade), emocionais (confiança) e contextuais (transparência) no comportamento de compra, tendo como referência um retalhista português de grande relevância — a Worten.

O objetivo principal desta dissertação consiste em analisar de que forma os sistemas de recomendação influenciam a intenção de compra dos consumidores. Para além deste objetivo central, definem-se objetivos específicos como avaliar a influência da personalização percebida na perceção de utilidade; compreender de que forma a utilidade percebida impacta a intenção de compra; analisar o papel da confiança na aceitação das recomendações; investigar a importância da transparência para reforçar a confiança do consumidor; identificar possíveis diferenças no impacto destes fatores em função de variáveis demográficas e contextuais.

A investigação recorre a uma metodologia quantitativa, baseada na aplicação de questionários junto de consumidores portugueses e estrangeiros para avaliar as hipóteses formuladas, os dados recolhidos foram analisados utilizando o software *SmartPLS*, que permite estimar relações complexas entre variáveis latentes e aferir a robustez do modelo conceptual. A amostra foi recolhida através de plataformas digitais, permitindo testar empiricamente as hipóteses derivadas da revisão da literatura.

Para tal, a dissertação encontra-se estruturada em cinco capítulos. O Capítulo I – Revisão da Literatura apresenta uma análise aprofundada do perfil do consumidor digital e da evolução dos sistemas de recomendação. Segue-se o Capítulo II expõe o modelo conceptual proposto, bem como os objetivos e as hipóteses de investigação, posteriormente o Capítulo III descreve detalhadamente a metodologia adotada e a análise empírica dos resultados obtidos. No Capítulo IV é discutido os resultados da amostra, e por fim no Capítulo V as implicações dos resultados obtidos, as limitações do estudo e as recomendações para pesquisas futuras.

Deste modo, espera-se que este trabalho contribua para o debate académico em torno da aceitação tecnológica e do comportamento do consumidor digital, fornecendo também orientações práticas para empresas que procuram implementar estratégias de recomendação mais eficazes, éticas e transparentes, capazes de gerar valor para o consumidor e vantagem competitiva para as organizações.

CAPÍTULO I – REVISÃO DE LITERATURA

Uma revisão de literatura é a etapa fundamental de qualquer estudo acadêmico, pois proporciona uma base teórica sólida para compreender o tema abordado. Esta tem um papel crucial ao explorar os conceitos, teorias e pesquisas já realizadas na área, o que permite ao investigador identificar diversos conceitos, tendências, e lacunas que dão oportunidade de investigar ainda mais.

No âmbito desta dissertação, a revisão de literatura tem como objetivo analisar os principais contributos científicos sobre comércio eletrônico, comportamento do consumidor digital e sistemas de recomendação, com especial atenção às variáveis que influenciam a intenção de compra, como a personalização percebida, a utilidade percebida, a confiança e a transparência. Pretende-se, assim, construir um enquadramento sólido que permita fundamentar o modelo conceptual e as hipóteses a testar.

1.1 O E-Commerce e o consumidor digital

Desde a origem da *internet* até os dias atuais, têm surgido cada vez mais novas oportunidades de negócios, o que resultou no aparecimento de novas profissões e ferramentas num mundo predominantemente digital. Nesse novo paradigma, o *e-commerce* assume um papel de destaque, gerando lucros significativos que antes eram inimagináveis para as empresas (Gonçalves, 2024).

A *internet* foi fundamental para a criação do conceito de *e-commerce*, que, de acordo com Delone & Mclean (2004) transformou-se numa poderosa ferramenta de comunicação, amplamente utilizada para promover o consumismo e a eficácia das transações comerciais. Embora o conceito de *e-commerce* tenha surgido na década de 1960, foi no atual século que ocorreram as maiores revoluções nesse campo, marcando uma transformação profunda nas formas de fazer negócios.

A crescente digitalização da sociedade e a proliferação de dispositivos móveis, mudaram completamente o comportamento do consumidor nos últimos anos. O comércio eletrônico (*e-commerce*) tornou-se um canal dominante, redefinindo a forma como os indivíduos pesquisam, avaliam e adquirem produtos e serviços. Esta tendência foi

particularmente intensificada durante a pandemia de COVID-19, que acelerou a migração para o digital, mesmo entre consumidores menos familiarizados com tecnologias (Alves, 2023). Assim, o e-commerce passou a assumir um papel central não apenas na conveniência de compra, mas também na redefinição das experiências de consumo.

Neste contexto, o comportamento do consumidor sofreu alterações profundas. A jornada de compra digital, tal como descrita por Constantinides (2004), envolve múltiplas etapas — desde a navegação inicial, passando pela comparação de alternativas e análise de informações, até à decisão final de compra. Fatores como conveniência, diversidade de oferta e personalização têm-se destacado como determinantes na preferência pelo *e-commerce* (Katawetawaraks & Wang, 2011).

A presença das marcas no digital passou a ser uma exigência básica dos consumidores, que hoje esperam experiências omnicanais, fluídas e personalizadas. Como tal, as organizações têm procurado soluções tecnológicas avançadas que lhes permitam adaptar-se a estas exigências, oferecendo uma experiência diferente que vá ao encontro das necessidades e preferências individuais dos seus públicos (Klaus & Zaichkowsky, 2020).

Assim sendo, o papel da Inteligência Artificial (IA) tornou-se fundamental, permitindo que as empresas processem grandes volumes de dados gerados pelas interações digitais e, com base neles, desenvolvam estratégias mais eficazes de comunicação e venda. As tecnologias baseadas em IA, como os sistemas de recomendação, são hoje consideradas ferramentas críticas para compreender o comportamento do consumidor digital e influenciar positivamente a sua jornada de compra (Oliveira et al., 2022).

Esta mudança de paradigma implica que o consumidor digital seja mais informado, exigente e seletivo. Além disso, assume um papel ativo na relação com as marcas, valorizando experiências personalizadas, confiança no tratamento dos seus dados e um elevado nível de conveniência (Andrade, 2021).

O novo paradigma digital exige, portanto, uma análise mais profunda sobre como os consumidores atuam neste ambiente. Assim, na próxima secção, será explorado o comportamento de compra *online*, evidenciando os fatores que influenciam as decisões dos utilizadores num ecossistema cada vez mais centrado na conveniência, no acesso à informação e na experiência personalizada.

1.1.1 Comportamento de compra *online*

O comportamento de compra dos consumidores evoluiu significativamente com a digitalização, deixando de se limitar à satisfação de necessidades básicas para incluir motivações associadas ao prazer, ao desejo e, muitas vezes, à aquisição por impulso (Alves, 2023).

Esta transformação no comportamento de compra é impulsionada por uma série de fatores, tais como aspetos inconscientes (percepção, preconceitos, motivação, hábitos, atitudes) e o estado emocional de uma pessoa, que desempenha papel importante nesse processo, pois podem ser bastante complexos, uma vez que são as causas subjacentes que levam à ação. De acordo com Alves (2023), o comportamento do consumidor é moldado por dois grandes grupos de fatores: por um lado, os fatores internos e individuais — que incluem emoção, cognição, personalidade, atitudes e perfil demográfico — e, por outro, as influências externas — como o ambiente sociocultural, a situação específica de compra e os estímulos de marketing.

Além da procura funcional, o consumo atende também a necessidades simbólicas, relacionadas com reconhecimento e status. Marcas desejadas proporcionam uma sensação de inclusão e prestígio social; o caso do iPhone é paradigmático, ao contribuir para a elevação da autoestima e da identidade social do consumidor. Esta busca por aceitação social, particularmente entre grupos socioeconómicos mais baixos, pode fomentar comportamentos materialistas, utilizados como via de ascensão e reconhecimento social (Alves, 2023).

Com o avanço da internet e, mais recentemente, com a difusão massiva dos dispositivos móveis e das redes sociais, os consumidores passaram a ter um acesso quase ilimitado à informação, maior poder de comparação, e mais opções de escolha, o que os tornou mais exigentes, autónomos e seletivos nos seus comportamentos de compra (Katawetawaraks & Wang, 2011).

Neste novo paradigma, o consumidor digital não procura apenas produtos, também procura experiências rápidas, personalizadas e convenientes, adaptadas ao seu estilo de vida e contexto. A possibilidade de realizar compras a qualquer momento e em qualquer lugar — sem restrições físicas ou horárias — transformou o ato de consumir

numa atividade contínua e acessível (Wolfenbarger & Gilly, 2001). Esta acessibilidade tem contribuído de forma decisiva para o crescimento exponencial do comércio eletrónico, levando as empresas a rever e a adaptar os seus modelos de negócio para responder às novas dinâmicas de consumo.

Neste contexto, o crescimento do *e-commerce* tem reforçado a importância da personalização como elemento diferenciador e gerador de valor na experiência de compra. Os consumidores esperam hoje que as marcas reconheçam os seus interesses, comportamentos e preferências, oferecendo conteúdos, produtos e recomendações alinhados com o seu perfil individual. Esta expectativa impulsionou uma nova fase do marketing digital, fortemente centrada na utilização de dados. A recolha e análise de grandes volumes de informação (*Big Data*) são agora fundamentais para prever comportamentos e adaptar a experiência de compra em tempo real, recorrendo a sistemas de recomendação personalizados (Adomavicius & Tuzhilin, 2011).

Dada a crescente complexidade de comportamento de compra *online*, torna-se essencial aprofundar a compreensão sobre o processo de decisão de compra. A próxima secção aborda as etapas percorridas pelo consumidor desde o reconhecimento da necessidade até à avaliação pós-compra, destacando o papel da tecnologia neste percurso.

1.1.2 Processo de tomada de decisão de compra

O processo de decisão de compra *online* é influenciado por múltiplos fatores, que variam de acordo com características individuais como idade, personalidade, experiências prévias e contexto cultural (Alves, 2023). Kotler e Armstrong (1993) destacam 3 elementos centrais neste processo: motivações, personalidade e perceções. No que se refere às motivações, os autores afirmam que o indivíduo precisa de um estímulo para procurar satisfazer uma necessidade fisiológica ou psicológica. A personalidade, abrange um conjunto de características pessoais que determinam o seu comportamento durante o processo de compra. Por fim, as perceções, estão relacionadas à interpretação das informações pelo consumidor.

No ambiente digital, a tecnologia desempenha um papel fundamental ao disponibilizar aos consumidores um amplo acesso a informações e uma grande variedade

de opções de compra *online*. Por isso, torna-se crucial estudar o comportamento e a tomada de decisão do consumidor no ambiente digital (Alves, 2023).

A aceleração desse processo tornou-se ainda mais evidente durante a pandemia da Covid-19, quando os confinamentos e as medidas de distanciamento social forçaram os mercados a adaptarem-se a uma nova realidade digital (Kotler et al, 2021). Assim sendo, verifica-se o crescimento exponencial do *e-commerce*, através das transações comerciais realizadas via internet, abrangendo tanto a compra quanto a venda de produtos e serviços (Oliveira et al, 2022). Além disso, exemplos como a intensificação do uso de plataformas digitais, que impulsionaram significativamente a adoção de serviços como streaming, compras totalmente *online*, pagamentos digitais e entregas de refeições ao domicílio. (Domingues et al., 2021).

Diante desta transformação, Kotler e Keller (2006), destacam que o processo de decisão de compra é composto por várias etapas. No *e-commerce*, essas etapas abrangem desde a procura por informações sobre o produto e a experiência de compra até à sua entrega, influenciando assim a satisfação do cliente.

O processo inicia-se com o reconhecimento de uma necessidade, que pode surgir da substituição de um produto antigo ou da satisfação de um desejo específico. Segundo Blackwell, Miniard e Engel (2005, cit. Alves, 2023), essa fase ocorre quando o indivíduo percebe uma diferença entre o seu estado ideal e a sua situação atual.

A partir desse reconhecimento, o consumidor entra na fase de “Procura de informação”, à procura de dados por meio de amigos, familiares, publicidade ou opções *online* (Alves, 2023). Em seguida, ocorre a “Avaliação de Alternativas”, onde o indivíduo compara as opções disponíveis com base nas informações coletadas.

A etapa seguinte é a “Decisão de compra”, momento em que o consumidor escolhe o produto ou serviço a ser adquirido. Por fim, a fase “Pós-compra” envolve a avaliação da experiência e do produto obtido, sendo crucial para a satisfação e fidelização do cliente. Esses autores identificam essas cinco etapas como fundamentais no comportamento do consumidor até a conclusão da compra (Alves, 2023).

Diante dessas mudanças, alguns estudiosos indicam que a integração entre o *online* e o *offline* será o próximo passo para as empresas, pois esta união é crucial para melhorar a experiência do consumidor, pois permite acesso a informações mais completas

sobre as marcas, o que resulta em decisões de compra mais fundamentadas. No entanto, o excesso de informações, embora transmita confiança e segurança, pode acabar por distrair o consumidor e, em alguns casos, prejudicar a sua capacidade de decisão (Alves, 2023). É neste ponto que ferramentas como os sistemas de recomendação se destacam, funcionando como filtros inteligentes que reduzem o esforço cognitivo e apresentam alternativas alinhadas com o perfil do utilizador.

Tal como demonstrado por Duffett (2015) no contexto da publicidade personalizada, recomendações relevantes podem influenciar diretamente a intenção de compra, atuando como estímulo decisivo na fase de avaliação de alternativas. Assim, no ecossistema digital, os sistemas de recomendação não apenas auxiliam na tomada de decisão, mas também moldam a jornada de compra, tornando-a mais eficiente e personalizada.

A compreensão deste processo é essencial para analisar a crescente necessidade de personalização no ambiente *online*, tema aprofundado na secção seguinte, que discute o aumento da concorrência e a necessidade de personalização.

1.1.3 Aumento da concorrência e necessidade de personalização

A crescente migração do consumo para o ambiente digital gerou um cenário de elevada competitividade entre marcas, onde a diferenciação deixou de estar centrada apenas no produto ou no preço, passando a depender fortemente da experiência proporcionada ao consumidor. Neste novo contexto, os utilizadores são diariamente expostos a uma infinidade de estímulos, ofertas e informações, o que resulta numa maior dispersão da atenção e numa menor fidelidade às marcas (Klaus & Zaichkowsky, 2020).

Com o aumento da concorrência nos canais digitais, tornou-se essencial para as empresas encontrarem formas eficazes de captar e manter a atenção dos consumidores. A personalização emergiu, neste contexto, como uma estratégia central para estabelecer ligações mais relevantes, eficazes e duradouras com os clientes (Aggarwal, 2016). Ao oferecer conteúdos, produtos e recomendações adaptados às preferências, comportamentos e histórico de cada utilizador, as marcas conseguem não apenas melhorar a experiência de compra, como também aumentar a probabilidade de conversão e fidelização (Xiao & Benbasat, 2007).

De forma semelhante, Shanahan, Tran e Taylor (2019) reforçam que a personalização nas interações digitais, particularmente nas redes sociais, contribui significativamente para o aumento da percepção de valor por parte dos consumidores e para o fortalecimento da lealdade à marca. Os autores demonstram que quando os consumidores sentem que os conteúdos apresentados são ajustados às suas preferências individuais, estão mais propensos a desenvolver atitudes favoráveis e comportamentos de compra repetidos. Esta evidência empírica é especialmente relevante no contexto do comércio eletrônico, onde os sistemas de recomendação desempenham um papel semelhante ao personalizar sugestões de produtos, criando uma experiência mais envolvente e eficaz que pode influenciar positivamente a intenção de compra.

Os consumidores atuais esperam interações personalizadas, que reconheçam os seus gostos, antecipem necessidades e apresentem soluções em tempo real. Esta expectativa tornou-se ainda mais evidente com a utilização quotidiana de plataformas como Amazon, Netflix ou Spotify, que oferecem experiências altamente personalizadas baseadas em sistemas de recomendação sofisticados, estabelecendo um padrão de exigência para o consumidor digital (Ricci et al., 2011).

De forma complementar, Pahadi et al., (2022) salientam que os sistemas de recomendação impulsionados por Inteligência Artificial têm vindo a desempenhar um papel crucial no aumento da eficácia da personalização no *e-commerce*. Estes sistemas permitem a análise em tempo real de grandes volumes de dados comportamentais, adaptando as recomendações ao perfil específico do utilizador com elevada precisão. Os autores concluem que este tipo de personalização contribui significativamente para a melhoria da experiência de compra, aumentando a taxa de conversão e a satisfação do consumidor.

Além disso, a personalização tornou-se um fator competitivo essencial. o contexto da experiência omnicanal, onde o consumidor espera uma interação fluida, consistente e coerente em todos os pontos de contacto com a marca — desde o ambiente *online* até aos canais físicos (Klaus & Zaichkowsky, 2020). Empresas que investem em tecnologias capazes de compreender e prever o comportamento do utilizador — como a inteligência artificial, o *machine learning* e os algoritmos de recomendação — apresentam uma maior capacidade de se destacar num mercado saturado (Adomavicius & Tuzhilin, 2005). Estes sistemas não apenas aumentam a relevância das interações, como também ajudam a

reduzir o esforço cognitivo do consumidor, melhorando a eficiência da tomada de decisão.

No entanto, este cenário competitivo levanta também desafios éticos e técnicos. A personalização eficaz implica uma recolha intensiva de dados, o que exige às marcas uma gestão responsável da privacidade e da segurança da informação (Matzner et al., 2016). O equilíbrio entre oferecer recomendações relevantes e respeitar os limites da privacidade digital tornou-se uma das principais preocupações no desenvolvimento de estratégias centradas no consumidor.

A digitalização acelerada do consumo colocou a experiência *online* no centro das estratégias de marketing das marcas. Já não se trata apenas de disponibilizar produtos num website ou aplicação, mas sim de criar uma jornada de compra envolvente, intuitiva e personalizada, capaz de gerar valor em cada ponto de contacto com o utilizador (Klaus & Zaichkowsky, 2020).

Atualmente, a experiência do consumidor *online* é um dos principais fatores de diferenciação competitiva. Esta experiência envolve não só aspetos funcionais como a navegabilidade, a velocidade do site ou a clareza da informação, mas também aspetos emocionais e subjetivos, como a perceção de utilidade, o prazer da interação e a confiança no ambiente digital. Uma experiência positiva contribui para aumentar a satisfação, prolongar o tempo de permanência e reforçar a intenção de compra e a fidelização (Alves, 2023).

Para dar resposta a estas expectativas, as marcas passaram a investir em soluções tecnológicas que permitam compreender melhor o comportamento dos utilizadores, adaptando dinamicamente os conteúdos e produtos apresentados em função das suas preferências individuais. Os sistemas de recomendação personalizados assumem aqui um papel crucial, ao contribuir diretamente para uma experiência mais fluida, eficiente e relevante (Pu, Chen & Hu, 2011).

Adicionalmente, o excesso de informação disponível *online*, torna a experiência muitas vezes sobrecarregada. Os sistemas de recomendação atuam como filtros inteligentes, reduzindo o esforço cognitivo necessário para tomar decisões de compra. Quando bem implementados, esses sistemas podem aumentar significativamente a perceção de valor do consumidor, ao apresentarem produtos alinhados com os seus

interesses, comportamentos e necessidades em tempo real (Adomavicius & Tuzhilin, 2005).

Por outro lado, uma experiência negativa — marcada por sugestões irrelevantes, dificuldades de navegação, ou falta de personalização — pode levar ao abandono da compra ou até mesmo ao afastamento da marca (Gounaris et al., 2010). Isto mostra que a experiência digital se tornou não apenas um facilitador, mas um fator determinante da decisão de compra.

Em suma, a qualidade da experiência *online* deixou de ser um diferencial para se tornar uma expectativa mínima dos consumidores digitais. Neste enquadramento, a personalização percebida surge como um fator chave para reforçar a confiança do consumidor e influenciar positivamente a sua decisão de compra — relação que será aprofundada no modelo conceptual da presente investigação (Adomavicius & Tuzhilin, 2011; Xiao & Benbasat, 2007).

Dada a importância crescente da personalização como vantagem competitiva, torna-se pertinente analisar as tecnologias que a tornam possível. Entre essas ferramentas, destacam-se os sistemas de recomendação, cuja compreensão será aprofundada na próxima secção.

1.2 Sistemas de recomendação

Os sistemas de recomendação desempenham um papel importante ao facilitar a colaboração entre os utilizadores. Estes sugerem itens de interesse com base em diferentes critérios, independentemente da forma como essas recomendações são geradas. Os mesmos analisam dados de interação dos utilizadores, preferências e feedback, criando um ambiente onde as pessoas podem descobrir produtos ou conteúdos relevantes. Assim, os sistemas de recomendação, não apenas melhoram a experiência do usuário, mas também incentivam uma maior interação e troca de informações entre os utilizadores (Burke et al, 2011).

Um dos principais domínios onde esses sistemas são amplamente aplicados é em plataformas de comércio eletrónico (*e-commerce*) para sugerir produtos aos consumidores, sendo que as sugestões podem ser baseadas nos produtos mais vendidos, nas características pessoais do cliente, ou na análise de compras anteriores, com o objetivo

de ajudar os utilizadores e consequentemente prever futuras aquisições. Essas abordagens fazem parte do processo de personalização, através da análise de informação e comportamento, o que permite ao site/ aplicação ajustar-se a cada usuário e proporcionar uma experiência adequada para cada visitante (Schafer et al, 1999).

Na tabela seguinte (tab.1), os autores apresentam seis empresas de *e-commerce* que utilizam uma ou mais variações da tecnologia de sistemas de recomendação nos seus sites. Para cada site e para cada variação, fornecem uma breve descrição das funcionalidades do sistema.

Business/Applications	Recommendation Interface	Recommendation Technology	Finding Recommendations
Amazon.com			
Customers who Bought	Similar Item	Item to Item Correlation <i>Purchase data</i>	Organic Navigation
Eyes	Email	Attribute Based	Keywords/freeform
Amazon.com Delivers	Email	Attribute Based	Selection options
Book Matcher	Top N List	People to People Correlation <i>Likert</i>	Request List
Customer Comments	Average Rating Text Comments	Aggregated Rating <i>Likert</i> <i>Text</i>	Organic Navigation
CDNOW			
Album Advisor	Similar Item Top N List	Item to Item Correlation <i>Purchase data</i>	Organic Navigation Keywords/freeform
My CDNOW	Top N List	People to People Correlation <i>Likert</i>	Organic Navigation Request List
eBay			
Feedback Profile	Average Rating Text Comments	Aggregated Rating <i>Likert</i> <i>Text</i>	Organic Navigation
Levis			
Style Finder	Top N List	People to People Correlation <i>Likert</i>	Request List
Moviefinder.com			
Match Maker	Similar Item	Item to Item Correlation <i>Editor's choice</i>	Navigate to an item
We Predict	Top N List Ordered Search Results Average Rating	People to People Correlation <i>Aggregated Rating</i> <i>Likert</i>	Keywords/freeform Selection options Organic Navigation
Reel.com			
Movie Matches	Similar Item	Item to Item Correlation <i>Editor's choice</i>	Organic Navigation
Movie Map	Browsing	Attribute Based <i>Editor's choice</i>	Keywords/freeform

Tabela 1- Recommender System Examples (Fonte: Schafer et al, 1999)

Desta forma, é possível verificar, de acordo com a tabela 1, uma comparação entre diferentes plataformas e serviços de recomendação de produtos, através da análise de como as sugestões são geradas e apresentadas aos utilizadores.

A primeira coluna, *Business/Applications*, identifica a empresa analisada e o nome do recurso de recomendação específico utilizado (por exemplo, “Customers who Bought” da Amazon). A segunda coluna, *Recommendation Interface*, caracteriza o modo de apresentação das recomendações ao utilizador, podendo assumir a forma de listas dos “Top N” itens, sugestões de artigos semelhantes (*Similar Item*), comunicações por correio eletrónico ou ainda a exibição de classificações médias e comentários textuais. A terceira coluna, **Recommendation Technology**, especifica a metodologia subjacente ao sistema de recomendação, a qual pode envolver a correlação entre itens com base em dados de compra (*Item to Item Correlation*), a correlação entre utilizadores com preferências convergentes (*People to People Correlation*), abordagens assentes em atributos intrínsecos dos produtos, bem como a utilização de avaliações agregadas e de análises textuais. Por último, a coluna **Finding Recommendations** descreve as vias através das quais o utilizador acede ou toma conhecimento das recomendações, seja por navegação orgânica no sítio, pesquisa livre por palavras-chave, opções de seleção explícita ou listas personalizadas a pedido.

Os métodos de recomendação variam desde a correlação entre itens com a base de dados de compra, até avaliações agregadas e análises textuais. Algumas plataformas utilizam abordagens baseadas em atributos, enquanto outras recorrem à correlação entre utilizadores com preferências semelhantes. A forma como os consumidores encontram recomendações também difere, podendo ser por navegação orgânica, pesquisa por palavras-chave, listas personalizadas ou sugestões editoriais.

O processo de recomendação de produtos é constituído por 3 fases (fig.1): a fase de recolha de informação, a fase de aprendizagem e a fase de recomendação (Isinkate et al., 2015).

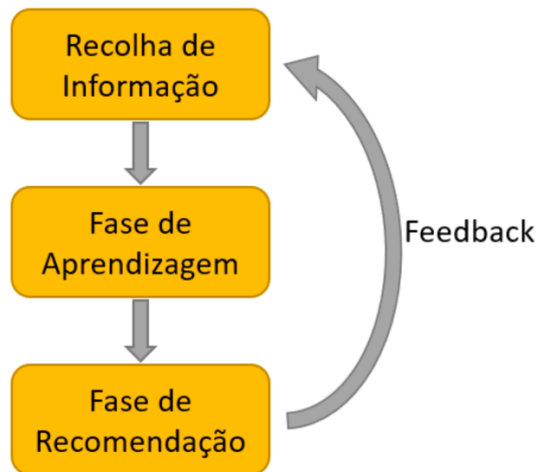


Figura 1-Fases de um sistema de recomendação

(Fonte: Isinkaye et al., 2015)

A fase “Recolha de informação” está relacionada à aquisição de informação referente às características dos utilizadores e produtos, bem como ao comportamento do consumidor. Por sua vez, a segunda fase, precisa de utilizar um algoritmo de aprendizagem sobre a informação obtida na fase anterior de modo a conseguir explorá-la. Assim que obtenha o pretendido, procede-se ao ato de recomendar um produto ao utilizador (Isinkaye et al., 2015).

1.2.1 Tipos de sistemas de recomendação

Os sistemas de recomendação podem ser classificados a partir da abordagem utilizada para estimar as classificações, ou seja, como interpretam a informação dos utilizadores (Marcelino, 2014). O autor destaca as principais categorias que incluem:

- **Sistemas Baseados em Conteúdo (SBC):** Focam-se nas características dos itens previamente vistos pelo utilizador, recomendando itens semelhantes. Por exemplo, se um utilizador pesquisar "Federer", o sistema poderá sugerir conteúdos relacionados ao ténis, mesmo que não mencionem a palavra diretamente.
- **Sistemas de Filtragem Colaborativa (SFC):** Utilizam classificações dadas por outros utilizadores para fazer recomendações. Estes sistemas podem sugerir itens que o utilizador nunca viu, baseando-se em semelhanças com perfis de

utilizadores semelhantes. A matriz de ratings, que representa as avaliações de itens por utilizadores, é uma característica central. Contudo, desafios como a escassez de dados para novos produtos podem limitar a eficácia. Segundo Lima (2020), nesta categoria existem 2 subtipos (fig.2). O primeiro baseado em modelos, em que o conteúdo usa a relação estabelecida entre produtos para identificar aqueles que serão recomendados ao usuário. O segundo baseado na memória, que acede diretamente aos dados para gerar recomendações aos usuários de maneira eficiente, sendo esta subtipo também dividida por utilizadores ou produtos.

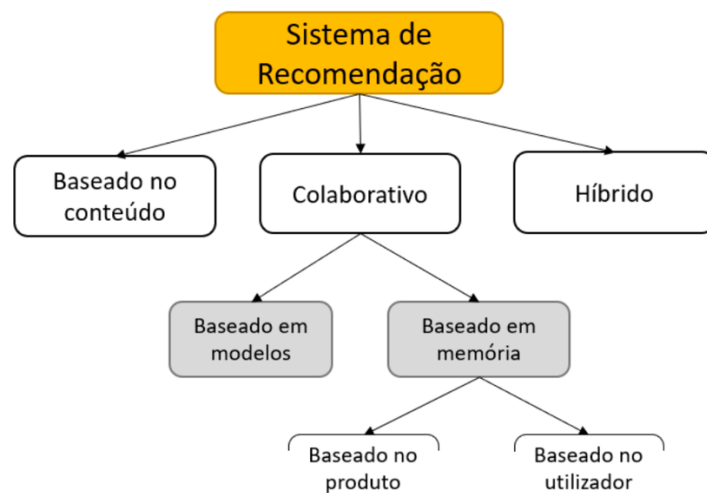


Figura 2- Hierarquia da tipologia de Sistemas de recomendação

(Fonte: Lima, 2020)

- **Sistemas Híbridos (SH):** Combinam técnicas de filtragem colaborativa e baseada em conteúdo para melhorar a precisão das recomendações e superar as limitações de cada método isoladamente.

Embora os sistemas tradicionais desempenhem um papel importante, a evolução tecnológica permitiu o desenvolvimento de abordagens mais sofisticadas. Os sistemas de recomendação contextuais representam esta nova geração, ao integrar fatores situacionais e comportamentais na formulação das sugestões.

1.2.2 Sistemas de Recomendação Contextuais

A evolução dos sistemas de recomendação levou ao desenvolvimento de soluções mais sofisticadas que ultrapassam os modelos clássicos, mencionados anteriormente,

integrando variáveis contextuais para adaptar as sugestões ao ambiente e ao comportamento real do utilizador. Estes são os chamados sistemas de recomendação contextuais (Context-Aware Recommender Systems – CARS), que representam uma nova geração de personalização dinâmica e preditiva, fortemente suportada por algoritmos de inteligência artificial (Adomavicius & Tuzhilin, 2011).

Estes sistemas capturam e interpretam dados implícitos, como localização, hora do dia, dispositivo usado, histórico de navegação e interações com aplicações — muitas vezes sem intervenção consciente do utilizador — com o objetivo de oferecer recomendações mais precisas e relevantes no momento certo.

Os **dados implícitos** referem-se a comportamentos observados, como cliques, tempo de permanência numa página, histórico de pesquisa, ou localização, permitem inferir preferências sem necessidade de esforço ativo por parte do utilizador, o que aumenta a fluidez e a personalização da experiência. Já os **dados explícitos** são fornecidos de forma intencional pelo utilizador, como classificações, avaliações, comentários ou preferências assinaladas manualmente (Adomavicius & Tuzhilin, 2011).

No contexto das recomendações contextuais, os dados implícitos são os mais valiosos, pois permitem inferir preferências e intenções com base em padrões comportamentais, muitas vezes subconscientes. Contudo, esta recolha automática levanta preocupações em torno da privacidade e da transparência, temas abordados por Domingues et al. (2021), que alertam para o risco de assimetria de informação e falta de *accountability* por parte das plataformas digitais.

Em suma, a personalização da experiência de compra *online*, quando medida por sistemas de recomendação context-aware, exerce uma influência significativa na decisão de compra do consumidor. Ao considerar fatores contextuais relevantes, estas tecnologias não apenas aumentam a relevância das sugestões, mas também promovem uma maior satisfação e confiança na plataforma, elementos que são cruciais para a conversão e retenção de clientes.

1.2.1.1 Dados contextuais: Localização, tempo, microfone, apps

Os **dados contextuais** referem-se às condições em que a interação do utilizador com a aplicação ou plataforma ocorre, como:

- Localização geográfica (obtida via GPS);
- Hora do dia e dia da semana;
- Dispositivo utilizado (telemóvel, *desktop*, *tablet*);
- Condições ambientais (sons captados por microfone);
- Uso de outras apps (ex.: apps de redes sociais ou de navegação).

Segundo Lopatovska & Williams (2018), os assistentes digitais e plataformas com integração por voz utilizam algoritmos que extraem sinais auditivos, interpretando conversas ou ruídos para gerar recomendações mais personalizadas. Este tipo de tecnologia é cada vez mais comum em *smartphones* e dispositivos domésticos inteligentes, embora frequentemente passe despercebido ao utilizador.

O uso de dados contextuais aprofunda a capacidade dos sistemas de recomendação em antecipar as necessidades do consumidor. Para tal, a escolha do algoritmo é determinante. Assim, a próxima secção discute a diferença entre abordagens preditivas e generalistas, essenciais para perceber a sofisticação destas soluções.

1.2.3 Algoritmos Preditivos VS Algoritmos Generalistas

A inteligência artificial, segundo Garcia (2024), permite que os sistemas de recomendação deixem de ser reativos e passem a ser preditivos — ou seja, capazes de antecipar necessidades, preferências e comportamentos futuros com base em grandes volumes de dados. Estes algoritmos analisam padrões de comportamento digital e utilizam técnicas de *machine learning* e *deep learning* para melhorar continuamente as suas sugestões.

Como refere Borges & Filó (2021), a IA permite que os sistemas aprendam com os próprios erros e se aperfeiçoem de forma autónoma, oferecendo recomendações cada vez mais ajustadas ao perfil do utilizador. No entanto, esta sofisticação levanta desafios técnicos e éticos, como a falta de transparência algorítmica e o risco de enviesamento nos resultados, fatores que podem comprometer a confiança do utilizador e a equidade do sistema.

Enquanto componente fundamental dos sistemas personalizados, contribui ainda para a redução do esforço cognitivo do utilizador. Ao automatizar parte do processo de decisão, os sistemas são capazes de sugerir produtos com elevada probabilidade de

interesse, com base na identificação de perfis semelhantes e no histórico de interações anteriores (Paulichi & Cardin, 2020).

No que concerne aos sistemas de recomendação **generalistas** (não personalizados), estes oferecem sugestões uniformes para todos os utilizadores, geralmente com base em métricas globais como produtos mais vendidos, feedback ou melhor classificados. Estes sistemas são simples, rápidos e úteis em situações de escassez de dados, mas não consideram as especificidades individuais de cada cliente (Schafer et al., 1999).

Já os sistemas de **personalização preditiva** (personalizados) utilizam dados comportamentais e contextuais para gerar recomendações altamente específicas, que se adaptam em tempo real à situação do utilizador. Estes sistemas são mais eficazes em captar a atenção e promover a ação, pois criam a sensação de que a marca compreende o utilizador de forma individual (Adomavicius & Tuzhilin, 2011).

A integração de dados comportamentais implícitos com algoritmos inteligentes em ambientes contextuais representa a vanguarda dos sistemas de recomendação personalizados. Esta abordagem híbrida — que combina a robustez da filtragem colaborativa, a precisão da análise baseada em conteúdo e a adaptabilidade dos dados contextuais — permite oferecer sugestões altamente relevantes e ajustadas ao momento atual do utilizador (Adomavicius & Tuzhilin, 2011). Com o apoio da inteligência artificial, é possível processar grandes volumes de dados implícitos, como cliques, visualizações ou tempo de permanência, para inferir preferências de forma não intrusiva. As mesmas oferecem experiências personalizadas em tempo real, especialmente em aplicações móveis, onde o contexto é dinâmico e essencial. Porém, a sofisticação destes sistemas exige um equilíbrio cuidadoso entre inovação tecnológica e salvaguarda da privacidade, o que constitui um dos grandes desafios contemporâneos da personalização digital (Domingues et al., 2021).

Tendo isto em conta, o foco do estudo incide sobre sistemas de recomendação personalizados baseados em dados comportamentais implícitos – como pesquisas anteriores, cliques, gostos ou interações com aplicações móveis. Estes sistemas recorrem frequentemente a **algoritmos híbridos, que combinam filtragem colaborativa, baseada em conteúdo e dados contextuais, com o apoio da inteligência artificial.**

Visto que é necessário refletir sobre a aceitação dos sistemas de recomendação por parte dos consumidores, a secção seguinte analisa os fatores psicológicos e cognitivos

que influenciam a adesão a estas tecnologias, com destaque para a utilidade percebida, o esforço cognitivo, a confiança e a transparência.

1.3 Aceitação dos Sistemas de Recomendação: A Influência da Utilidade Percebida, Esforço Cognitivo, Confiança e Transparência

No contexto dos sistemas de recomendação, essa utilidade está relacionada com a capacidade de o sistema apresentar produtos relevantes, com base nas preferências e necessidades do utilizador. Assim, quanto maior for a percepção de que o sistema contribui para facilitar o processo de escolha e reduzir o esforço cognitivo — elementos diretamente ligados à facilidade de uso e à utilidade percebida —, maior será a probabilidade de o consumidor aceitar a tecnologia e demonstrar intenção de compra, pois evita que este tenha de procurar manualmente os produtos que deseja (Domingues et al., 2021).

Como é possível verificar, a figura 3 sintetiza o modelo de aceitação tecnológica (TAM) evidenciando a relação entre variáveis externas e as percepções dos utilizadores que culminam na adoção do sistema. As variáveis externas representam fatores contextuais e pessoais que influenciam diretamente a **facilidade de uso percebida** e a **utilidade percebida**, que funcionam como determinantes iniciais dessas percepções. Por sua vez, estas variáveis moldam a atitude do utilizador em relação ao uso do sistema, refletindo uma avaliação subjetiva que orienta a motivação para interagir com a tecnologia. Esta atitude influencia a **intenção comportamental de uso**, que é o indicador imediato da predisposição do utilizador para efetivamente utilizar o sistema. Finalmente, a intenção comportamental traduz-se no **uso real do sistema**, consolidando o processo de aceitação. Assim, a figura evidencia a cadeia causal que liga fatores externos às ações concretas dos utilizadores, destacando a importância de cada etapa no processo de adoção tecnológica.

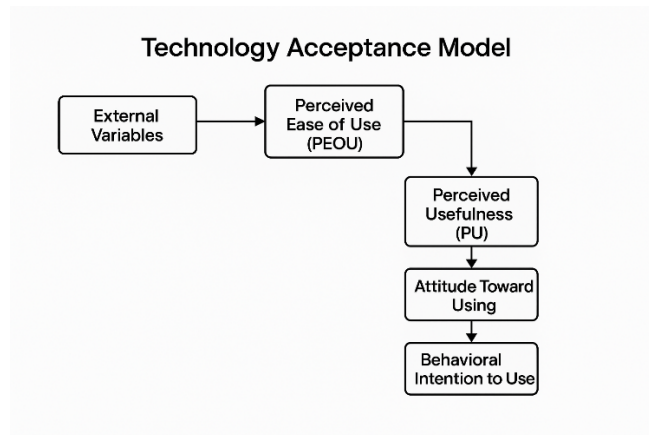


Figura 3- Síntese do Modelo de Aceitação Tecnológica (TAM)- Davis, 1989

Elaboração própria

Embora a utilidade percebida e a redução do esforço cognitivo sejam fatores centrais para a aceitação dos sistemas de recomendação, estes não são suficientes para garantir a sua adoção plena. Um elemento adicional e fundamental é a confiança do consumidor no sistema. Mesmo sistemas altamente úteis podem falhar em influenciar a decisão de compra se não forem percebidos como imparciais e fiáveis (Davis, 1989).

Por fim, é importante notar que, se a recomendação for irrelevante ou excessiva, podem causar efeitos negativos como frustração ou desconfiança. Portanto, a relevância percebida é uma condição essencial para que o consumidor reconheça o valor na recomendação e mantenha a confiança no sistema.

Além da relevância percebida, outro fator fundamental para a aceitação dos sistemas de recomendação é a **confiança** do consumidor. É imprescindível que os consumidores percebam que o sistema opera de forma imparcial, segura e alinhada aos seus interesses.

A confiança constitui um dos fatores determinantes no impacto que as plataformas de *e-commerce* exercem sobre o comportamento de compra dos consumidores, particularmente no contexto da utilização de agentes de recomendação (*Recommendation Agents — RAs*). Os autores Xiao e Benbasat (2007) salientam que para que os consumidores aceitem e integrem as recomendações dos RAs no seu processo decisório, é imprescindível que estes sistemas inspirem confiança.

Os RAs desempenham um papel crucial no suporte à tomada de decisão, ao reduzir a sobrecarga informacional e a complexidade inerente às pesquisas de produtos *online*

(Xiao & Benbasat, 2007). Todavia, este suporte só é eficaz se o consumidor confiar tanto nas recomendações geradas como no processo subjacente que as produz. Os autores referem explicitamente que os RAs devem ser encarados como *trust objects*, ou seja, entidades que dependem da confiança para o seu funcionamento efetivo no processo de decisão do consumidor. Segundo os mesmos, “*consumers must have confidence in the RAs’ product recommendations, as well as in the processes by which these recommendations are generated*” (Xiao & Benbasat, 2007).

Adicionalmente, a relação entre os consumidores e os RAs é caracterizada por uma relação de agência, onde o utilizador (principal) delega a tarefa de filtragem e recomendação de produtos ao RA (agente). No entanto, devido à assimetria de informação, os consumidores não conseguem determinar com certeza se o RA atua exclusivamente em seu benefício ou se privilegia os interesses dos comerciantes ou fabricantes que disponibilizam o sistema. Tal como enfatizado por Xiao e Benbasat (2007), “*users may be concerned about the integrity and benevolence of the RAs*” (p. 138), que sublinha a importância da confiança enquanto moderador do efeito das recomendações sobre a decisão de compra.

O modelo conceptual proposto pelos autores inclui, de forma explícita, a confiança como um fator determinante na avaliação que os consumidores fazem dos RAs. Esta avaliação influencia diretamente a qualidade do processo decisório e os respetivos resultados (Xiao & Benbasat, 2007). Em particular, a confiança integra-se em três dimensões fundamentais: competência (capacidade do RA em fornecer recomendações pertinentes e úteis), integridade (transparência e honestidade no processo de recomendação) e benevolência (orientação para o melhor interesse do consumidor).

A evidência empírica apresentada pelos autores reforça a noção de que uma maior confiança no RA está associada a uma maior probabilidade de aceitação das suas recomendações, conduzindo as decisões de compra mais favoravelmente e com maior grau de satisfação por parte dos consumidores. Além disso, este efeito torna-se particularmente relevante em contextos de elevada perceção de risco. Conforme referido, “*users’ perceptions of uncertainty and potentially adverse consequences of buying a recommended product*” (Xiao & Benbasat, 2007) podem ser significativamente mitigadas quando existe uma forte relação de confiança entre o consumidor e o sistema de recomendação.

A construção da confiança nos sistemas de recomendação depende não apenas da qualidade das recomendações, mas também da forma como estas são apresentadas e justificadas. Neste contexto, a transparência do sistema emerge como um elemento central, capaz de reforçar a confiança e mitigar as preocupações dos consumidores relativamente à privacidade e ao uso dos seus dados pessoais.

Komiak e Benbasat (2006), ao explorarem a relação entre personalização, familiaridade e confiança nos agentes de recomendação, argumentam que a confiança não é apenas um fenómeno cognitivo, mas também emocional. A personalização percebida, quando acompanhada de sinais de competência e integridade, aumenta a confiança do consumidor, favorecendo a adoção dos sistemas. Embora os autores não se refiram diretamente ao termo “transparência”, o conceito está implicitamente relacionado com a forma como o sistema comunica as suas intenções, lógica e recomendações. A clareza sobre como e por que razão uma recomendação foi feita permite ao utilizador atribuir significado ao processo, o que contribui para a perceção de imparcialidade e competência do sistema — elementos centrais da confiança cognitiva.

A transparência torna-se ainda mais crítica quando se consideram os impactos da dataficação e do uso massivo de dados pessoais em sistemas de recomendação. Matzner et al. (2016) abordam a questão da privacidade numa perspetiva interdisciplinar, salientando que os indivíduos têm frequentemente pouca consciência sobre como os seus dados são recolhidos, processados e utilizados. Essa falta de clareza gera desconfiança e resistência, sobretudo quando os sistemas automatizados operam de forma opaca. Assim, a transparência é vista não apenas como um princípio ético, mas também como um elemento funcional, que facilita a aceitação e adoção das tecnologias baseadas em dados. Os autores defendem que uma abordagem transparente da dataficação — incluindo práticas claras de consentimento, acesso à informação e explicabilidade algorítmica — é essencial para preservar a autonomia do consumidor e reforçar a confiança nos sistemas digitais.

Portanto, a transparência atua em duas frentes essenciais. Em primeiro lugar, reforça a confiança cognitiva e emocional nos sistemas de recomendação, ao permitir que os utilizadores compreendam os mecanismos subjacentes às sugestões apresentadas, como demonstrado por Komiak e Benbasat (2006). Em segundo lugar, atua como salvaguarda da privacidade e da ética no uso de dados pessoais, contribuindo para uma relação mais

equilibrada e confiável entre consumidores e tecnologias de personalização, como argumentam Matzner et al. (2016).

Em síntese, a transparência percebida nos sistemas de recomendação é um fator fundamental para a construção da confiança e para a consequente decisão de compra. Ao tornar visível a lógica dos algoritmos e ao respeitar os princípios da privacidade, os sistemas não só se tornam mais compreensíveis e confiáveis, como também mais aceitáveis do ponto de vista ético e social.

2.1 Problema

Com o crescimento acelerado do comércio eletrônico e o aumento da utilização de *webistes* para compras *online*, os consumidores estão cada vez mais expostos a sistemas de recomendação, isto é, algoritmos que sugerem produtos com base em comportamentos anteriores, preferências e tendências de mercado. Essas recomendações têm se tornado elementos centrais na experiência de compra digital.

Contudo, apesar da crescente utilização de sistemas de recomendação em plataformas digitais, persiste uma lacuna no entendimento do impacto destes sistemas na intenção de compra, especialmente no contexto português e em casos concretos de sistemas baseados em dados comportamentais implícitos. Pouco se sabe, por exemplo, sobre como variáveis como personalização percebida, utilidade percebida, transparência e confiança interagem para influenciar a decisão de compra, e de que forma características demográficas (como a idade) ou a categoria de produto podem moderar essa relação.

Além disso, a sofisticação tecnológica destes sistemas levanta questões sobre transparência algorítmica e imparcialidade, fatores que podem afetar a confiança do consumidor e, conseqüentemente, a sua intenção de compra.

No mercado português, a Worten constitui um caso relevante de análise por ser uma das maiores retalhistas *online*, com forte integração de SR personalizados na sua plataforma. Assim, coloca-se a questão central: até que ponto e de que forma os sistemas de recomendação personalizados presentes no website da Worten influenciam a intenção de compra dos consumidores, considerando o perfil do utilizador, a categoria de produto e as perceções de personalização, utilidade, transparência e confiança?

2.2 Questão de investigação

Neste contexto, é fundamental investigar como é que os diferentes perfis de consumidores reagem às recomendações feitas por aplicações, de que forma essas reações se modificam consoante a categoria de produto, e qual o papel da confiança do consumidor na perceção e influência destas recomendações. Em particular, é importante

distinguir os sistemas de recomendação baseados em dados comportamentais implícitos, que utilizam informações sobre o comportamento do utilizador, como histórico de navegação ou compras anteriores, para personalizar as sugestões, pois este tipo de SR pode influenciar a confiança e a percepção do consumidor de forma distinta.

Tendo isto em conta, a presente dissertação procura responder à seguinte questão de investigação: **De que forma os sistemas de recomendação presentes em plataformas digitais influenciam a intenção de compra dos consumidores?**

De forma a aprofundar a análise, são também consideradas as seguintes questões secundárias:

- A influência das recomendações varia entre diferentes perfis de consumidores (ex: idade, frequência de compras *online*) na sua intenção de compra?
- A influência das recomendações na intenção de compra muda consoante a categoria de produto (ex: eletrónicos vs. alimentos)?
- Existe uma relação entre a confiança nas recomendações e a intenção de compra dos consumidores?

2.3 Objetivo geral e específicos

Com base na problemática delineada, esta investigação adota uma abordagem descritiva, com o **objetivo** de analisar de que modo os sistemas de recomendação em plataformas digitais influenciam a intenção de compra dos consumidores. Assim sendo, os **objetivos específicos** consistem em:

- Comparar a influência das recomendações na intenção de compra entre diferentes perfis de consumidores (ex: idade, frequência de compras *online*);
- Examinar o papel moderador de variáveis demográficas na percepção dos sistemas de recomendação;
- Examinar se a influência das recomendações na intenção de compra varia consoante a categoria de produto (ex: eletrónicos, alimentos);
- Avaliar a relação entre a confiança nas recomendações (transparência e imparcialidade percebida) e a intenção de compra dos consumidores.

2.4 Hipóteses

Numa investigação, especialmente em contextos académicos, as hipóteses são suposições formuladas com base nos conhecimentos prévios sobre o tema, e que se pretende testar ou verificar ao longo do estudo. Estas, tentam responder ao problema levantado pela temática escolhida e, por essa razão, orientam o objetivo do estudo, a escolha da metodologia, a definição das variáveis e a interpretação dos resultados (Reis, 2010).

No presente estudo, as hipóteses foram elaboradas com base numa análise crítica da literatura relativa aos sistemas de recomendação e à intenção de compra dos consumidores. A investigação contempla um conjunto mais abrangente de hipóteses em comparação com estudos anteriores, decisão que se fundamenta na revisão da literatura, a qual evidencia relações relevantes entre variáveis como personalização percebida, utilidade percebida, confiança e transparência.

Assim, apresentam-se a seguir as hipóteses de investigação:

A utilidade percebida corresponde ao grau em que o consumidor acredita que a utilização de um sistema de recomendação melhora a eficiência e a eficácia do seu processo de tomada de decisão. No contexto do *e-commerce*, esta utilidade traduz-se na capacidade do sistema em apresentar produtos relevantes e reduzir o esforço cognitivo necessário para a escolha (Davis, 1989).

Daqui se deduz a hipótese:

H1 – A utilidade percebida dos sistemas de recomendação influencia positivamente a intenção de compra.

Ashraf et al. (2019) destacam que a utilidade percebida dos sistemas de recomendação influencia a intenção de compra, pois os consumidores que conseguem ver esses sistemas como úteis tendem a tomar decisões melhores. Contudo, essa relação depende da confiança no sistema, que atua como moderadora: mesmo que o sistema seja considerado útil, a falta de confiança pode reduzir a intenção de compra. Assim, a confiança é essencial para que a utilidade percebida realmente leve à intenção de adquirir os produtos recomendados.

Daqui se deduz a hipótese:

H2 – A confiança modera a relação entre a utilidade percebida dos sistemas de recomendação e a intenção de compra

A personalização percebida refere-se ao grau em que o consumidor sente que as recomendações apresentadas são ajustadas às suas preferências, comportamentos e necessidades individuais. De acordo com Adomavicius & Tuzhilin (2011), os sistemas de recomendação personalizados aumentam a eficácia das plataformas digitais ao adaptarem os conteúdos e produtos às características específicas de cada utilizador. Estes percebem que as recomendações são relevantes e personalizadas e estão mais dispostos a confiar nas sugestões e a agir com base nelas.

Além disso, Klaus & Zaichkowsky (2020) evidenciam que a personalização é um fator determinante para captar e manter a atenção dos consumidores em ambientes digitais altamente competitivos. Quando os conteúdos são percebidos como ajustados aos interesses individuais, há um aumento da percepção de valor, o que se traduz num impacto positivo na intenção de compra e na lealdade à marca.

Complementarmente, Pahadi et al. (2022) demonstram que a personalização baseada em inteligência artificial reforça a sensação de que o sistema "compreende" o consumidor, aumentando a probabilidade de que este aceite e siga as recomendações apresentadas.

Daqui se deduz a hipótese:

H3 – A personalização percebida influencia positivamente a intenção de compra do consumidor

Para além de promover a confiança, a transparência tem vindo a ser associada a um impacto direto sobre a decisão de compra. De acordo com Hebrado, Lee e Choi (2013), a transparência é um elemento determinante na construção da confiança nos sistemas de recomendação, uma vez que permite aos utilizadores compreenderem o funcionamento do sistema e avaliarem a legitimidade das sugestões apresentadas. Quando o consumidor consegue perceber de forma clara por que razão uma recomendação lhe foi feita, a percepção de imparcialidade e honestidade aumenta, o que se traduz num maior sentimento de segurança e fiabilidade.

Daqui se deduz a hipótese:

H4 – A transparência percebida influencia positivamente a confiança nos sistemas de recomendação

A transparência percebida surge como um fator crítico na construção dessa utilidade percebida. De acordo com Hebrado, Lee e Choi (2013), a clareza na forma como o sistema apresenta e justifica as suas recomendações contribui significativamente para a percepção de que o sistema é útil e confiável. A explicação dos mecanismos por trás das sugestões reforça a ideia de que o sistema está alinhado com os interesses do consumidor, e não apenas com objetivos comerciais da plataforma.

Daqui se deduz a hipótese:

H5 – A transparência percebida influencia positivamente a percepção de utilidade do sistema de recomendação

A transparência percebida nos sistemas de recomendação emerge como um fator central, na medida em que permite ao consumidor compreender de forma clara como e por que razão determinadas recomendações lhe são apresentadas, o que contribui para reduzir a incerteza e aumentar a percepção de controlo. De acordo com Matzner et al. (2016), a transparência desempenha um papel fundamental na aceitação das tecnologias digitais, ao mitigar as preocupações associadas ao uso de dados pessoais e à lógica opaca dos algoritmos. De forma complementar, Xiao & Benbasat (2007) demonstram que a transparência está diretamente associada à confiança e à percepção de integridade dos sistemas de recomendação. A ausência de clareza pode gerar dúvidas sobre a imparcialidade das recomendações e levar à rejeição do sistema.

Assim, a transparência percebida não só melhora a compreensão e a confiança, como também atua como um facilitador direto da intenção de compra, tornando o consumidor mais recetivo às sugestões e mais propenso a agir com base nelas.

Daqui se deduz a hipótese:

H6 – A transparência percebida influencia positivamente a intenção de compra

A personalização percebida refere-se à percepção do consumidor de que as recomendações são ajustadas aos seus gostos e necessidades. Quando essa percepção está presente, o sistema tende a ser visto como mais útil, por facilitar a tomada de decisão e reduzir o esforço necessário para encontrar produtos relevantes.

Komiak & Benbasat (2006) destacam que recomendações personalizadas aumentam a percepção de competência e adequação do sistema, reforçando a sua utilidade. Já Adomavicius & Tuzhilin (2011) mostram que sistemas que adaptam as sugestões ao perfil do utilizador tornam a experiência mais eficaz. Pahadi et al. (2022) confirmam que a personalização baseada em IA melhora a pertinência das recomendações, contribuindo diretamente para uma maior utilidade percebida.

Daqui se deduz a hipótese:

H7 – A personalização percebida influencia positivamente a utilidade percebida dos sistemas de recomendação

A idade é um fator demográfico que pode afetar a forma como os consumidores percebem e interagem com sistemas de recomendação. Utilizadores mais jovens tendem a ser mais recetivos à tecnologia e a confiar mais facilmente em sistemas automatizados, enquanto consumidores mais velhos podem exigir maior transparência e demonstrar mais cautela.

Segundo Komiak & Benbasat (2006), a familiaridade e a personalização influenciam a confiança, mas o impacto pode variar consoante a idade do utilizador. Já Alves (2023) observa que consumidores de diferentes faixas etárias demonstram níveis distintos de confiança, com os mais jovens a sentirem-se mais confortáveis com recomendações automatizadas.

Assim, considera-se que a idade modera a relação entre transparência percebida, confiança e a forma como os consumidores aceitam os sistemas de recomendação.

Daqui se deduz a hipótese:

H8 – A idade modera a influência da transparência percebida e a confiança nos sistemas de recomendação

A utilidade percebida de um sistema de recomendação pode ter diferentes níveis de impacto na intenção de compra, dependendo da categoria do produto envolvido. Os consumidores demonstram comportamentos distintos conforme o tipo de produto, influenciando a confiança nas recomendações e o seu impacto na decisão de compra (Wolfenbarger & Gilly, 2001).

Desta forma, a categoria do produto modera a relação entre a utilidade percebida do sistema e a intenção de compra, sendo esta relação mais forte em produtos de menor complexidade.

Daqui se deduz a hipótese:

H9 – A categoria do produto modera a utilidade percebida na intenção de compra

A tabela 3 apresenta uma síntese das hipóteses formuladas anteriormente bem como os respectivos autores:

TABELA DE HIPÓTESES DE INVESTIGAÇÃO AUTORES

H1	A utilidade percebida dos sistemas de recomendação influencia positivamente a intenção de compra	Davis (1989)
H2	A confiança modera a relação entre a utilidade percebida dos sistemas de recomendação e a intenção de compra	Ashraf, M.; Ismawati Jaafar, N.; Sulaiman, A. (2019)
H3	A personalização percebida influencia positivamente a intenção de compra do consumidor	Adomavicius & Tuzhilin, (2011); Klaus & Zaichkowsky, (2020); Pahadi et al., (2022)
H4	A transparência percebida influencia positivamente a confiança nos sistemas de recomendação	Hebrado, J. L., Lee, H. J., & Choi, J. (2013).
H5	A transparência percebida influencia positivamente a percepção de utilidade do sistema de recomendação.	Hebrado, J. L., Lee, H. J., & Choi, J. (2013).
H6	A transparência percebida influencia positivamente a intenção de compra	Matzner et al (2016); Xiao & Benbasat (2007)
H7	A personalização percebida influencia positivamente a utilidade percebida dos sistemas de recomendação	Komiak & Benbasat (2006); Adomavicius & Tuzhilin, (2011); Pahadi et al., (2022)

H8	A idade modera a influência da transparência percebida e a confiança nos sistemas de recomendação	Komiak & Benbasat (2006); Alves (2023)
H9	A categoria do produto modera a utilidade percebida na intenção de compra.	Wolfenbarger & Gilly (2001)

Tabela 2- Tabela das hipóteses de investigação

Fonte: Elaboração própria

Estas hipóteses serão posteriormente testadas com base em dados empíricos recolhidos, com o intuito de validar ou refutar as relações previstas no modelo conceptual, contribuindo para um entendimento mais aprofundado do impacto das tecnologias de recomendação no comportamento de compra.

2.5 Modelo conceptual

Tendo em conta as hipóteses formuladas, e de forma a cumprir os objetivos mencionados anteriormente, foi elaborado o seguinte modelo conceptual:

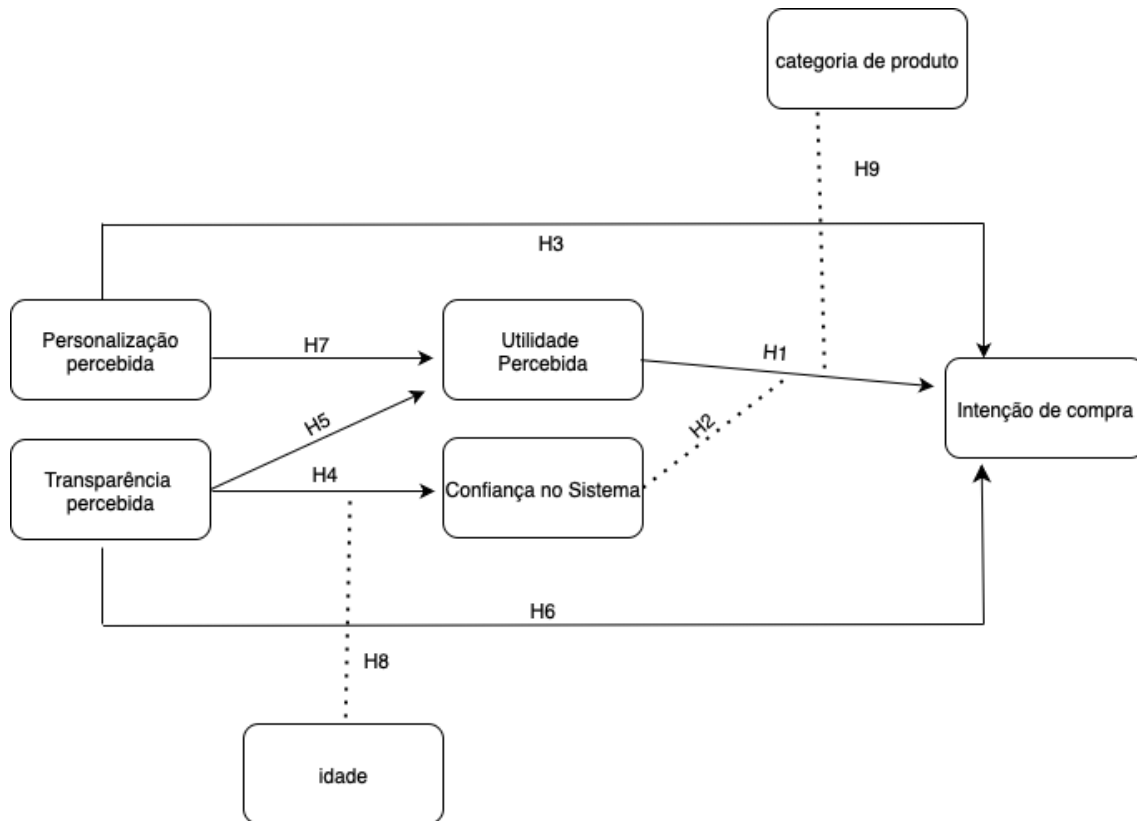


Figura 4- Modelo Conceptual Proposto

Fonte: Elaboração própria

O modelo conceptual da presente investigação tem como objetivo analisar os fatores que influenciam a **intenção de compra** dos consumidores em contextos mediados por sistemas de recomendação. O modelo assume que a **utilidade percebida** dos sistemas de recomendação influencia positivamente a intenção de compra, funcionando como variável mediadora entre os atributos do sistema e o comportamento do consumidor. A **confiança no sistema** é igualmente considerada um elemento central, podendo atuar tanto como mediador como moderador nas relações estabelecidas (H1 e H2).

No que concerne aos fatores centrais – a **personalização percebida** e a **transparência percebida** – estes são conceptualizados como antecedentes da utilidade percebida e da confiança no sistema, sendo estas relações fundamentais para compreender o impacto das recomendações personalizadas na intenção de compra do consumidor (H3 a H7).

Adicionalmente, o modelo integra ainda variáveis **moderadoras**, designadamente a **idade** do consumidor, que pode influenciar a relação entre transparência percebida e

confiança (H8), e a **categoria do produto**, que pode moderar a relação entre utilidade percebida e intenção de compra (H9).

3.1 Metodologia de investigação

A presente investigação adota uma abordagem **quantitativa e exploratória**, com o intuito de analisar de forma objetiva como é que os sistemas de recomendação influenciam a intenção de compra do consumidor. A escolha desta abordagem justifica-se pela necessidade de testar hipóteses e quantificar relações entre variáveis, conforme delineado no modelo conceptual, que orientará a **análise empírica**, permitindo testar de forma estruturada.

O estudo recorre a uma **estratégia de inquérito por questionário**, permitindo recolher dados diretamente junto de consumidores com diferentes perfis, hábitos de compra e níveis de confiança nas recomendações digitais. Esta estratégia revelou-se ser a mais adequada para atingir uma amostra alargada, garantindo a diversidade dos participantes e a generalização dos resultados dentro dos limites da amostra.

Os dados recolhidos serão analisados com recurso a técnicas estatísticas apropriadas, de modo a testar as hipóteses formuladas e avaliar as relações entre as variáveis do modelo conceptual.

3.2 Instrumento de recolha de dados

O inquérito por questionário foi elaborado com base na revisão da literatura, sendo utilizado como técnica de recolha de dados. Esta abordagem metodológica visa responder às questões de investigação e validar ou refutar as hipóteses formuladas anteriormente. Através deste instrumento, é possível avaliar perceções, comportamentos, atitudes ou opiniões de um grupo específico de inquiridos, proporcionando uma base empírica que complementa a análise teórica previamente desenvolvida. A escolha por esta técnica justifica-se pela sua eficácia na recolha de grandes volumes de dados, pela rapidez na aplicação (especialmente *online*) e pela possibilidade de atingir amostras diversificadas.

Para contextualizar o questionário, foi escolhido como referência o website da **Worten**, um dos principais retalhistas portugueses de eletrónica e tecnologia, com forte presença no comércio eletrónico nacional. A marca possui uma plataforma digital

consolidada que recorre a sistemas de recomendação personalizados, tornando-a um exemplo representativo para analisar a perceção dos consumidores portugueses face a esse tipo de tecnologia. A menção à Worten serviu apenas para orientar os inquiridos, não constituindo um estudo de caso, mas garantindo que as respostas refletiam a experiência de compra numa plataforma real e amplamente conhecida (Worten, 2025).

3.2.1 Desenho do Questionário

A dimensão do questionário desenvolvido para este estudo é superior à habitual em investigações desta natureza. Esta opção resulta da integração de vários construtos — nomeadamente personalização percebida, utilidade percebida, confiança e transparência— cada um deles operacionalizado através de múltiplos itens. Para garantir a validade e a fiabilidade da medição, foram selecionadas e adaptadas às questões utilizadas por diferentes autores em estudos prévios, o que permitiu respeitar os instrumentos originais e assegurar comparabilidade com a literatura existente.

O questionário aplicado está estruturado em sete secções, identificadas pelas letras de A-G. Inicia-se com uma breve introdução ao tema em estudo, com o objetivo de enquadrar os respondentes e clarificar que o inquérito se destina a indivíduos que realizam compras no website da Worten. É igualmente solicitado o consentimento informado para a utilização das respostas fornecidas, exclusivamente para fins desta investigação académica.

A maioria das questões recorre a uma escala de Likert de 5 pontos, onde 1 corresponde a “Discordo Totalmente” e 5 a “Concordo Totalmente”, permitindo aferir o grau de concordância dos participantes face às diversas afirmações apresentadas.

Após esta fase inicial, segue-se a secção A com o intuito de apurar o perfil sociodemográfico do inquirido, como a sua faixa etária, género, nacionalidade e habilitações literárias.

CARACTERÍSTICAS DO UTILIZADOR

Questões	Tipos de resposta
Faixa Etária	Escolha múltipla
Género	Escolha múltipla

Nacionalidade	Resposta aberta
Nível escolaridade	Escolha múltipla

Tabela 3- Características do perfil do utilizador

Fonte: Elaboração própria

Na secção B, apresenta-se 5 questões relacionadas com personalização percebida no website da Worten:

PERSONALIZAÇÃO PERCEBIDA

Questões	Tipos de resposta
Este website faz recomendações de compra que correspondem às minhas necessidades.	Escala de Likert de 5 pontos
Considero que estas recomendações deste website permitem-me encomendar produtos concebidos à medida das minhas necessidades.	Escala de Likert de 5 pontos
De um modo geral, as recomendações deste website são feitas à medida para a minha situação.	Escala de Likert de 5 pontos
As recomendações deste website fazem-me sentir que sou consumidor único.	Escala de Likert de 5 pontos
Eu acredito que as recomendações deste website são customizadas às minhas necessidades	Escala de Likert de 5 pontos

Tabela 4- Secção B: Personalização percebida

Fonte: Shanahan, et al (2019)

A secção que se segue, secção C, incide sobre o construto sobre a utilidade percebida. Esta secção inclui 6 questões, tais como:

UTILIDADE PERCEBIDA

Questões	Tipos de resposta
-----------------	--------------------------

As recomendações baseadas na similaridade com os produtos adquiridos anteriormente são muito úteis.	Escala de Likert de 5 pontos
As recomendações baseadas no meu histórico de navegação (por exemplo, tempo despendido na página de um produto ou conteúdo) são muito úteis.	Escala de Likert de 5 pontos
As recomendações baseadas na similaridade com os produtos de que gostei são muito úteis.	Escala de Likert de 5 pontos
As recomendações de produtos semelhantes (com base em características semelhantes) são muito úteis.	Escala de Likert de 5 pontos
As recomendações baseadas na similaridade com os produtos que visualizei são muito úteis.	Escala de Likert de 5 pontos
As recomendações de produtos complementares ou acessórios são muito úteis.	Escala de Likert de 5 pontos

Tabela 5- Secção C: Utilidade Percebida

Fonte: Mican, D et al (2020)

Segue-se a secção D, que incide sobre a confiança no sistema no website da Worten. Esta secção apresenta 13 questões que visam perceber o nível de confiança do consumidor.

CONFIANÇA NO SISTEMA

Questões	Tipos de resposta
O sistema de recomendação revelou-se eficaz na sugestão do produto pretendido.	Escala de Likert de 5 pontos
O sistema de recomendação demonstrou ser perito na recomendação de produtos de acordo com as minhas preferências.	Escala de Likert de 5 pontos
O sistema de recomendação revelou-se eficaz na sugestão do produto pretendido.	Escala de Likert de 5 pontos

Acredito que o sistema de recomendação agiu tendo em consideração o meu melhor interesse.	Escala de Likert de 5 pontos
Acredito que a forma como o sistema de recomendação interagiu comigo demonstrou que estava a fazer o melhor para me ajudar.	Escala de Likert de 5 pontos
Acredito que a forma como o sistema de recomendação interage comigo visa encontrar o melhor produto.	Escala de Likert de 5 pontos
Acredito que o sistema de recomendação foi verdadeiro.	Escala de Likert de 5 pontos
Acredito que o sistema de recomendação foi imparcial.	Escala de Likert de 5 pontos
Acredito que o sistema de recomendação foi honesto.	Escala de Likert de 5 pontos
Acredito que o sistema de recomendação foi sincero e genuíno.	Escala de Likert de 5 pontos
Ao confiar no sistema de recomendação para a minha decisão de compra, senti-me seguro.	Escala de Likert de 5 pontos
Ao confiar no sistema de recomendação para a minha decisão de compra, senti-me confortável.	Escala de Likert de 5 pontos
Ao confiar no sistema de recomendação para a minha decisão de compra, senti-me satisfeito.	Escala de Likert de 5 pontos

Tabela 6- Secção D: Confiança no sistema

Fonte: Ashraf, M et al (2019)

A próxima secção é a E, que se refere á transparência percebida dos sistemas de recomendação por parte do consumidor. Esta secção contém 4 questões:

TRANSPARÊNCIA NO SISTEMA

Questões	Tipos de resposta
-----------------	--------------------------

O sistema de recomendação ajuda-me a compreender a razão pela qual os itens são sugeridos.	Escala de Likert de 5 pontos
O sistema de recomendação dá-me a oportunidade de rever as minhas preferências.	Escala de Likert de 5 pontos
O sistema de recomendação dá-me mais controlo na definição das minhas preferências.	Escala de Likert de 5 pontos
Compreendo por que motivo os produtos me foram recomendados.	Escala de Likert de 5 pontos

Tabela 7- Secção E: Transparência do Sistema

Fonte: Hebrado, J. L., et al 2013)

O constructo seguinte é sobre a intenção de compra do consumidor, que se localiza na secção F com 9 perguntas, sendo estas:

INTENÇÃO DE COMPRA

Questões	Tipos de resposta
Pretendo comprar produtos recomendados no website num futuro próximo.	Escala de Likert de 5 pontos
Tenho vontade de comprar os produtos que são sugeridos no website.	Escala de Likert de 5 pontos
As recomendações no website não aumentam a minha intenção de compra em relação aos produtos apresentados.	Escala de Likert de 5 pontos
As recomendações no website têm uma influência positiva nas minhas decisões de compra.	Escala de Likert de 5 pontos
Eu compraria os produtos recomendados no website se tivesse dinheiro.	Escala de Likert de 5 pontos
Não tenho intenção de adquirir os produtos recomendados no website.	Escala de Likert de 5 pontos

É provável que eu compre alguns dos produtos recomendados no website.	Escala de Likert de 5 pontos
Tenho a intenção de comprar os produtos sugeridos no website.	Escala de Likert de 5 pontos
As recomendações no website têm uma influência negativa nas minhas decisões de compra.	Escala de Likert de 5 pontos

Tabela 8- Secção F: Intenção de compra

Fonte: Duffett, R. G. (2015)

Por fim, o último construto é sobre os hábitos de compra no website da Worten. Este construto foi criado com o objetivo de perceber quantos vezes é que os inquiridos compram no website e quais os tipos de produtos/ preferências. Esta secção, a secção G, conta com 2 questões, sendo elas:

HÁBITOS DE CONSUMO

Questões	Tipos de resposta
Quantas vezes já realizou compras no website da Worten?	Escolha múltipla
Que tipo de produtos compra <i>online</i> com mais frequência?	Caixa de seleção

Tabela 9- Secção G: Hábitos de consumo

Fonte: Elaboração própria

3.3.1 Escala de mensuração do questionário

Na tabela, apresentam-se as escalas de mensuração utilizadas no questionário, bem como a definição mais adequada encontrada para cada construto.

NOME DO CONSTRUTO	ITENS DE ORIGEM	ADAPTAÇÃO PARA O QUESTIONÁRIO	AUTOR
Personalização Percebida	- "This ad makes me purchase recommendations that match my needs";	- Este website faz recomendações de compra que correspondem às minhas	Shanahan, T., Tran, T.P., & Taylor, E.C. (2019).

	<p>- "I think that this ad enables me to order products that are tailor-made for me"</p> <p>- "Overall, this ad is tailored to my situation"</p> <p>- "This ad makes me feel that i am a unique customer"</p> <p>- "I believe that this ad is customized to my needs"</p>	<p>necessidades.</p> <p>- Considero que este as recomendações deste website permitem me encomendar produtos concebidos à medida das minhas necessidades</p> <p>- De modo geral, as recomendações deste website são feitas à medida para a minha situação</p> <p>-As recomendações deste website faz me sentir que sou um consumidor único</p> <p>-Eu acredito que as recomendações deste website é customizado às minhas necessidades</p>	
Utilidade percebida	<p>- "Similiarity to the products previously bought"</p> <p>- "Browsing history (time spent on product/ movie page)"</p> <p>- "Similar products (based on similiar characteristics)"</p> <p>- "Similarity to viewed products"</p> <p>- "Complementary products/acessories"</p>	<p>-Semelhança com os produtos adquiridos anteriormente</p> <p>-Histórico de navegação (tempo despendido na página do produto/conteúdo</p> <p>-Produtos semelhantes (com base em características similares)</p> <p>-Semelhança com produtos visualizados</p>	<p>Mican, D., Sitar-Tăut, D.- A., & Moiescu, O.-I. (2020)</p>

		-Produtos complementares	
Confiança no Sistema	<p>- "The RS was competent in recommending the required product"</p> <p>- "The RS was an expert to recommend the product according to my preference."</p> <p>- "The RS was effective in recommending the required product."</p> <p>- "I believe that the RS dealing with me was in my best interest. g someone or something is not difficult."</p> <p>- "I believe that the RS dealings with me felt like it would do its best to help me."</p> <p>- "I believe that the RS dealings with me to find the best product."</p> <p>- "I believe the RS was truthful."</p> <p>- "I believe the RS was unbiased."</p> <p>- "I believe the RS was honest."</p> <p>- "I believe the RS was sincere and genuine."</p>	<p>- O sistema de recomendação revelou-se competente na sugestão do produto pretendido</p> <p>- O sistema de recomendação demonstrou ser perito na recomendação de produtos de acordo com as minhas preferências.</p> <p>- O sistema de recomendação revelou-se eficaz na sugestão do produto pretendido</p> <p>- Acredito que o sistema de recomendação agiu tendo em consideração o meu melhor interesse</p> <p>- Acredito que a forma como o sistema de recomendação interagiu comigo demonstrou que estava a fazer o melhor para me ajudar.</p> <p>- Acredito que a forma como o sistema de recomendação interagiu comigo visa encontrar o melhor produto.</p>	<p>Ashraf, M.; Ismawati Jaafar, N.; Sulaiman, A(2019)</p>

	<p>- "While relying on the RS for my buying decision, I felt assured."</p> <p>- "While relying on the RS for my buying decision, I felt comfortable."</p> <p>- "While relying on the RS for my buying decision, I felt content."</p>	<p>-Acredito que o sistema de recomendação foi verdadeiro</p> <p>-Acredito que o sistema de recomendação foi imparcial</p> <p>-Acredito que o sistema de recomendação foi sincero e genuíno</p> <p>-Acredito que o sistema de recomendação foi honesto</p> <p>-Ao confiar no sistema de recomendação para a minha decisão de compra, senti-me seguro</p> <p>-Ao confiar no sistema de recomendação para a minha decisão de compra, senti-me confortável</p> <p>-Ao confiar no sistema de recomendação para a minha decisão de compra, senti-me satisfeito</p>	
Transparência do sistema	- "The recommender system helps me understand why the items were recommended to me."	- O sistema de recomendação ajuda-me a compreender a razão pela qual os itens são sugeridos	Hebrado, J. L., Lee, H. J., & Choi, J. (2013)

	<p>- "The recommender system gives me a chance to review my preferences."</p> <p>- "The recommender system gives me more control in telling what I want."</p> <p>- "I understand why the movies were recommended to me."</p>	<p>- O sistema de recomendação dá-me a oportunidade de rever as minhas preferências.</p> <p>- O sistema de recomendação dá-me mais controlo na definição das minhas preferências.</p> <p>- Compreendo por que motivo os produtos me foram recomendados.</p>	
Intenção de Compra	<p>- "I will buy products that are advertised on FB in the near future"</p> <p>- "I desire to buy products that are promoted on FB"</p> <p>- "Advertisements on FB do not increase purchase intent of featured brands"</p> <p>- "Advertisements on FB have a positive influence on my purchase decisions"</p> <p>- "I would buy the products that are advertised on FB if I had the money"</p> <p>- "I do not intend to acquire products that are promoted on FB"</p>	<p>- Pretendo comprar produtos recomendados no website num futuro próximo</p> <p>- Tenho vontade de comprar os produtos que são sugeridos no website</p> <p>- As recomendações no website não aumentam a minha intenção de compra em relação aos produtos apresentados</p> <p>- As recomendações no website têm uma influência positiva nas minhas decisões de compra.</p> <p>- Eu compraria os produtos recomendados</p>	Duffett, R. G. (2015).

	<p>- " I am likely to buy some of the products that are promoted on FB"</p> <p>- "I plan to purchase the products that are advertised on FB"</p> <p>- "Advertisements on FB have a negative influence on buying decisions"</p>	<p>no website se tivesse dinheiro.</p> <p>-Não tenho intenção de adquirir os produtos recomendados no website.</p> <p>-É provável que eu compre alguns dos produtos recomendados no website.</p> <p>-Tenho a intenção de comprar os produtos sugeridos no website</p> <p>-As recomendações no website têm uma influência negativa nas minhas decisões de compra</p>	
--	--	---	--

3.3.2 Pré-teste e aplicação do questionário

Após a construção do questionário, a pré-testagem revelou-se uma etapa essencial, permitindo identificar eventuais barreiras de compreensão, erros de formulação ou dificuldades de interpretação por parte dos inquiridos. Este procedimento foi realizado com o objetivo de assegurar a clareza, a consistência e a validade do instrumento de recolha de dados.

Numa fase inicial, o questionário foi divulgado a 10 pessoas, através da aplicação e rede social *Whatsapp*. Depois de ouvir o feedback, o questionário foi disponibilizado na plataforma Google Forms, ferramenta gratuita disponibilizada pela Google, sendo o respetivo URL partilhado via email e redes sociais (Instagram, Facebook, *Whatsapp*). Este permaneceu acessível entre 26 de julho e 15 de agosto de 2025, período durante o qual obteve uma amostra de 208 participantes.

CAPÍTULO IV – APRESENTAÇÃO E DISCUSSÃO DE RESULTADOS

Este capítulo tem como objetivo apresentar e analisar os principais resultados obtidos com base nos dados recolhidos através do questionário aplicado. Inicia-se com a descrição da **população e da amostra**, seguida da **caracterização sociodemográfica dos respondentes**, de forma a contextualizar o perfil dos participantes. Posteriormente, procede-se à **apresentação e discussão dos resultados**, à luz das hipóteses formuladas e da literatura científica relevante.

A análise dos dados visa compreender as relações entre as variáveis em estudo, validando ou refutando as hipóteses propostas no modelo conceptual. Sempre que pertinente, os resultados são discutidos de forma crítica, estabelecendo **paralelismos com investigações anteriores** e identificando possíveis implicações para a teoria e para a prática.

4.1 População e amostra

A população-alvo deste estudo corresponde a consumidores adultos, de nacionalidade portuguesa, que realizam compras *online* com pouca ou alguma regularidade e frequência no website da Worten. O objetivo é perceber como é que os sistemas de recomendação são vistos e o que leva a influenciar a intenção de compra do consumidor.

A amostra utilizada nesta investigação é uma **amostra por conveniência**, composta por indivíduos que responderam voluntariamente ao questionário distribuído *online*. Este método foi escolhido pela sua **rapidez e acessibilidade**, reconhecendo-se, contudo, as limitações associadas à representatividade da população-alvo.

4.1.1 Caracterização da amostra

A amostra deste estudo é composta por 208 participantes. Dentre eles, 45,2% pertencem à faixa etária de 18 a 24 anos, 23,1% têm entre 25 e 34 anos, 15,4% estão na faixa de 35 a 44 anos e 14,4% possuem entre 45 e 54 anos. Por fim, 1,9% dos respondentes têm 55 anos ou mais.

QUAL A SUA IDADE?

18-24 anos	45,2%
25-34 anos	23,1%
35-44 anos	15,4%
45-54 anos	14,4%
+ de 55 anos	1,9%

Tabela 10- Faixa etária do Inquerido

Fonte: Elaboração Própria

Dos 208 inquiridos verifica-se que 66,8% correspondem ao género feminino e 33,2% ao género masculino.

IDENTIFICA-SE COM QUE GÉNERO?

Feminino	66,8 %
Masculino	33,2%

Tabela 11- Género do Inquerido

Fonte: Elaboração Própria

Relativamente à nacionalidade, observa-se que a maioria dos inquiridos é de nacionalidade portuguesa (201 participantes), seguida por 6 participantes de nacionalidade brasileira e 1 participante de nacionalidade espanhola.

QUAL A SUA NACIONALIDADE?

Portuguesa	96,6 %
Brasileira	3,88%

Espanhola	0,5%
-----------	------

Tabela 12- Nacionalidade do Inquerido

Fonte: Elaboração Própria

No que diz respeito ao nível de escolaridade, observa-se que a maioria possui o ensino secundário (46,2%), seguido pela licenciatura (33,7%). Uma parcela menor corresponde ao mestrado (13%). Já os restantes níveis de escolaridade apresentam valores residuais, nomeadamente o ensino básico, doutoramento, cursos profissionais, CTeSP (Curso Técnico Superior Profissional) e outras formações profissionais, todos com percentagens bastante reduzidas em comparação às categorias anteriores. Esses resultados evidenciam que a amostra é maioritariamente constituída por indivíduos com escolaridade intermédia ou superior.

INDIQUE O NÍVEL DE ESCOLARIDADE?

Ensino Básico	2,88%
Ensino Secundário	46,15%
Licenciatura	33,65 %
Mestrado	12,98%
Doutoramento	1,44%
Curso Profissional	1,92%
Curso Técnico Superior	0,96%

Tabela 13- Escolaridade do Inquerido

Fonte: Elaboração Própria

4.2 Estudo empírico

4.2.1 Análise descritiva

De forma a proceder a uma análise primária dos resultados obtidos, foram calculadas as médias das respostas correspondentes aos cinco construtos definidos no modelo conceptual de investigação: Personalização Percebida; Utilidade Percebida; Confiança no Sistema; Transparência do Sistema; e Intenção de Compra.

Adicionalmente, considerou-se a variável moderadora categoria do produto, que pode influenciar a relação entre utilidade percebida e intenção de compra. Assim, as

tabelas seguintes apresentam as médias calculadas para cada construto, permitindo evidenciar as percepções gerais dos inquiridos e possibilitando a análise do efeito moderador da categoria do produto nas relações estabelecidas no modelo.

PERSONALIZAÇÃO PERCEBIDA

ITEM	MÉDIA
Perso1: Recomendações que correspondem às necessidades	3,75
Perso2: Encomendar produtos concebidos à medida	3,73
Perso3: Recomendações feitas para a situação	3,65
Perso4: Consumidor único	2,94
Perso5: Recomendações customizadas às necessidades	3,50

Tabela 14- Média dos itens da Personalização Percebida

A análise da tabela revela que a percepção de personalização é globalmente positiva, situando-se maioritariamente acima do valor médio de referência (3,00 numa escala de 1 a 5). A questão “Este website faz recomendações de compra que correspondem às minhas necessidades” (3,75) e “Considero que estas recomendações deste website permitem-me encomendar produtos concebidos à medida das minhas necessidades” (3,73) destacam-se como os mais bem avaliados, indicando que os participantes reconhecem nestes itens um alinhamento efetivo entre as recomendações apresentadas e as suas preferências individuais, o que sugere confiança na utilidade e relevância da personalização oferecida pelo website.

A questão “De um modo geral, as recomendações deste website são feitas À medida para a minha situação” (3,65) também apresenta uma avaliação sólida, ainda que ligeiramente inferior aos dois primeiros, sugerindo que, apesar de bem recebido, há espaço para melhoria. Já a “As recomendações deste website são customizadas às minhas necessidades” (3,50) encontra-se numa posição intermédia, mantendo um nível satisfatório, mas menos expressivo comparado com os itens líderes.

O ponto mais crítico é observado no “As recomendações deste website fazem-me sentir que sou consumidor único” (2,94), o único item abaixo da média de 3,00. Este resultado sinaliza fragilidades significativas na percepção de personalização relativamente

a este aspeto específico, podendo indicar que os utilizadores não se identificam com a proposta diferenciadora do website e tendem a perceber as recomendações como genéricas ou pouco distintivas.

UTILIDADE PERCEBIDA

ITEM	MÉDIA
Ut1: Recomendações similares a produtos adquiridos são muito úteis	3,59
Ut2: Recomendações baseadas no histórico de navegação	3,66
Ut3: Recomendações similares a produtos que gostei são muito úteis	3,83
Ut4: Recomendações de produtos com características semelhantes são muito úteis	2,87
Ut5: Recomendações similares a produtos que visualizei são muito úteis	3,82
Ut6: Recomendações de acessórios são muito úteis	3,66

Tabela 15- - Média dos itens da Utilidade Percebida

A Utilidade Percebida evidencia uma avaliação globalmente positiva. O item mais valorizado é “As recomendações baseadas no meu histórico de navegação (por exemplo, tempo despendido na página de um produto ou conteúdo) são muito úteis” (3,83), sugerindo que recomendações associadas a produtos previamente apreciados são percebidas como particularmente úteis. Também se destacam “As recomendações baseadas na similaridade com os produtos adquiridos anteriormente são muito úteis (3,66) e “As recomendações baseadas na similaridade com os produtos que visualizei são muito úteis” (3,66), que reforçam a relevância de recomendações baseadas no histórico de navegação e produtos visualizados. A “As recomendações baseadas na similaridade com os produtos adquiridos anteriormente são muito úteis” (3,59) mantém-se igualmente num nível satisfatório.

Em contraste, “As recomendações de produtos semelhantes (com base em características semelhantes) são muito úteis” (2,87) representa a maior fragilidade, ao

indicar menor utilidade percebida em recomendações de produtos com características semelhantes, possivelmente por serem vistas como genéricas.

CONFIANÇA NO SISTEMA

ITEM	MÉDIA
Confi1: Competente na sugestão do produto pretendido	3,69
Confi2: Perito na recomendação de produtos de com as preferências	3,67
Confi3: Eficaz na sugestão do produto pretendido	3,69
Confi4: Agiu em consideração o melhor interesse	3,73
Confi5: A interação demonstrou que estava a fazer o melhor para me ajudar	3,69
Confi6: A forma como interage visa encontrar o melhor produto	3,71
Confi7: O SR foi verdadeiro	3,66
Confi8: O SR foi imparcial	3,34
Confi9: O SR foi honesto	3,58
Confi10: O SR foi sincero e genuíno	3,53
Confi11: Ao confiar no SR senti-me seguro	3,61
Confi12: Ao confiar no SR senti-me confortável	3,62
Confi13: Ao confiar no SR senti-me satisfeito	3,66

Tabela 16- Média dos itens da Confiança no Sistema

O construto Confiança no Sistema também revela percepções globalmente positivas. Os itens mais valorizados referem-se “Acredito que o sistema de recomendação agiu tendo em consideração o meu melhor interesse” (3,73) e “Acredito que a forma como o sistema de recomendação interage comigo visa encontrar o melhor produto” (3,71), evidenciando confiança na orientação personalizada. A competência e eficácia do sistema “O sistema de recomendação revelou-se competente na sugestão do produto pretendido” (3,69), “O sistema de recomendação demonstrou ser perito na recomendação de produtos de acordo com as minhas preferências” (3,67), “O sistema de recomendação revelou-se eficaz na sugestão do produto pretendido” (3, 69) também são bem avaliadas. Adicionalmente, “Acredito que a interação demonstrou que estava a fazer o melhor para

me ajudar” (3,69), reforça a percepção de empenho do sistema em apoiar o utilizador de forma personalizada. Da mesma forma, a veracidade e autenticidade das recomendações “Acredito que o sistema de recomendação foi verdadeiro” (3,66); “Acredito que o sistema de recomendação foi honesto” (3,58), “Acredito que o sistema de recomendação foi sincero e genuíno” (3,53) consolidam a credibilidade do sistema.

O único ponto crítico é a imparcialidade percebida “Acredito que o sistema de recomendação foi imparcial” (3,34), sugerindo alguma percepção de enviesamento. Por fim, os itens de confiança emocional “Ao confiar no sistema de recomendação para a minha decisão de compra, senti-me seguro” (3,61), “Ao confiar no sistema de recomendação para a minha decisão de compra, senti-me confortável” (3,62), “Ao confiar no sistema de recomendação para a minha decisão de compra, senti-me satisfeito” (3,66) confirmam que o sistema transmite segurança, conforto e satisfação aos utilizadores.

TRANSPARÊNCIA NO SISTEMA

ITEM	MÉDIA
Trans1: Ajudam a compreender a razão de serem sugeridos	3,57
Trans2: Revê preferências	3,81
Trans3: Dá controlo na definição das preferências	3,61
Trans4: Compreendo porque foram recomendados	3,78

Tabela 17- Média dos itens da Transparência do Sistema

A dimensão Transparência no Sistema também apresenta percepções globalmente positivas. O item mais valorizado é “O sistema de recomendação dá-me a oportunidade de rever as minhas preferências. “(3,81), evidenciando que os utilizadores atribuem grande importância à possibilidade de monitorizar e ajustar as recomendações de acordo com as suas necessidades individuais, o que reforça a sensação de controlo e participação ativa no processo de recomendação. Segue-se “Compreendo por que motivo os produtos me foram recomendados.” (3,78), indicando que os utilizadores conseguem perceber a lógica subjacente às sugestões, o que contribui para a transparência e para a confiança no sistema. “O sistema de recomendação dá-me mais controlo na definição das minhas preferências.” (3,61) reforça a percepção de autonomia, mostrando que o envolvimento do utilizador na configuração das preferências é valorizado, enquanto “O sistema de

recomendação ajuda-me a compreender a razão pela qual os itens são sugeridos.” (3,57) sugere que embora as explicações sejam reconhecidas, o seu impacto é ligeiramente menor em comparação com o controlo e a revisão das preferências.

De forma geral, a transparência é percebida principalmente através da capacidade de rever e controlar preferências, bem como da compreensão do raciocínio do sistema. Estes elementos permitem aos utilizadores sentir-se mais informados e seguros nas suas decisões, reforçando a confiança e a aceitação das recomendações fornecidas.

INTENÇÃO DE COMPRA

ITEM	MÉDIA
Int1: Pretendo comprar os produtos recomendados no futuro	3,54
Int2: Tenho vontade de comprar os produtos	3,47
Int3: Não aumenta a minha intenção de compra	3,47
Int4: Têm influência positiva nas minhas decisões de compra	3,47
Int5: Eu compraria os produtos se tivesse dinheiro	3,63
Int6: Não tenho intenção de adquirir os produtos	2,89
Int7: é provável que compre alguns dos produtos	3,62
Int8: Tenho intenção de comprar os produtos	3,40
Int9: Têm influência negativa nas minhas decisões de compra	3,16

Tabela 18- Média dos itens da Intenção de compra

O construto Intenção de compra apresenta perceções moderadamente positiva. Verifica-se que os itens mais valorizados são “Eu compraria os produtos recomendados no website se tivesse dinheiro” (3,63) e “É provável que eu compre alguns dos produtos recomendados no website”, (3,62), evidenciando que a intenção de compra é influenciada pela disponibilidade de recursos e pela probabilidade percebida de adquirir os produtos. Itens como “Pretendo comprar os produtos recomendados no website num futuro próximo” (3,54), “Tenho vontade de comprar os produtos que são sugeridos no website” (3,47), “As recomendações no website não aumentam a minha intenção de compra em relação aos produtos apresentados” (3,47), “As recomendações no website têm uma influência positiva nas minhas decisões de compra” (3,47) reforçam a percepção de que as recomendações exercem uma influência positiva moderada nas decisões de compra.

Em contraste, “Não tenho intenção de adquirir os produtos recomendados no website” (2,89) apresenta o valor mais baixo, indicando que uma parte dos utilizadores mantém reservas quanto à aquisição. A “As recomendações no website têm influência negativa nas minhas decisões de compra” (3,16) sugere que, embora limitada, existe uma percepção residual de impacto negativo das recomendações.

Assim sendo, os resultados indicam que as recomendações têm potencial para influenciar positivamente a intenção de compra, especialmente quando os utilizadores percebem utilidade nos produtos e dispõem de recursos financeiros, embora exista alguma variabilidade individual na resposta às sugestões do sistema.

CATEGORIA DE PRODUTO

ITEM	TOTAL RESPOSTAS
TP1: Eletrodomésticos	108
TP2: Computadores e Portáteis	89
TP3: Telemóveis e Smartphones	94
TP4: Consolas e Videojogos	44
TP5: Fotografia e Câmaras	51
TP6: Casa e Decoração	43
TP7: Fitness	22
TP8: Outros	15

Tabela 19- Total de respostas por itens da Categoria do Produto

Por fim, a variável moderadora Categoria de produto apresenta médias relativamente baixas, o que é esperado dado o formato da questão — “Que tipo de produtos compra *online* com mais frequência?” — que está em caixa de verificação. Neste contexto, os participantes podiam assinalar mais de uma opção, ou até todas, diluindo a média de cada categoria individualmente.

As categorias mais assinaladas foram: Eletrodomésticos (0,52), Telemóveis e Smartphones (0,45) e Computadores e Portáteis (0,43), indicando maior frequência de compra nestes tipos de produtos. As restantes categorias apresentam médias mais baixas, refletindo uma preferência menor ou mais dispersa entre os participantes. A categoria Outros (0,07) foi criada a partir de respostas abertas variadas, filtradas individualmente, de modo a permitir codificação uniforme das respostas “outra opção”.

Esta variável atua como moderadora entre Utilidade Percebida e Intenção de Compra, uma vez que o tipo de produto adquirido pode influenciar a percepção da utilidade das recomendações e a consequente decisão de compra. Apesar das médias baixas, a informação continua relevante para compreender padrões de consumo e segmentar a análise em função do tipo de produto mais adquirido.

4.3 Validação do Modelo de Medida

4.3.1 Fiabilidade e Validade dos Indicadores

Para confirmar a adequação da estrutura fatorial do modelo, procedeu-se à avaliação da fiabilidade e da validade dos indicadores. No que diz respeito à fiabilidade, foram utilizadas duas medidas de referência: a Fiabilidade Compósita (FC ou Composite Reliability – CR) e o Alfa de Cronbach, ambas destinadas a avaliar a consistência interna dos construtos, isto é, o grau de correlação entre os itens que compõem cada construto, indicando se medem de forma coerente o mesmo conceito teórico. De forma a serem considerados adequados, os valores devem ser superiores a 0,70, se bem que em estudos exploratórios sejam aceites valores ligeiramente inferiores. (Marôco, 2014). Neste estudo, a Fiabilidade Compósita apresentou o valor de 0,85 e o Alpha Cronbach o valor de 0,77, ambos acima do limiar recomendado, confirmando que existe consistência dos construtos.

No que concerne à validade, esta foi analisada em três dimensões fundamentais: validade fatorial, validade convergente e validade discriminante. A validade fatorial confirma-se quando os dados empíricos se ajustam à estrutura teórica definida para cada construto. Para esse efeito, analisam-se os pesos fatoriais (*loadings*) dos itens relativamente ao seu construto, sendo recomendados valores superiores a 0,70 (Hair et al., 2022; Marôco, 2014). No presente caso, verifica-se que as mesmas apresentaram uma média de 0,85, cumprindo o critério.

A validade convergente avalia em que medida os itens que supostamente medem o mesmo construto estão fortemente correlacionados entre si. Esta análise é realizada através da Variância Média Extraída (VME ou Average Variance Extracted – AVE), considerando-se adequada quando os valores ultrapassam 0,50 (Hair et al., 2022). Os resultados indicaram um valor de 0,75, evidenciando que os construtos explicam, em média, mais de 50% da variância dos seus indicadores.

Por fim, a validade discriminante assegura que os construtos são empiricamente distintos entre si. A sua avaliação pode ser feita através do critério de Fornell-Larcker, que compara a raiz quadrada da VME de cada construto com as correlações entre os restantes, ou através do rácio HTMT (heterotrait-monotrait), que deve apresentar valores inferiores a 0,85 para confirmar a validade discriminante (Hair et al., 2022). O valor obtido para o HTMT foi de 0,84, abaixo do limiar conservador 0,85m o que confirma a validade.

De forma a consolidar os critérios de referência mencionados, os respetivos valores encontram-se sintetizados na Tabela 20.

Medida	Valor Referencial	Valor Obtido
Fiabilidade Compósita	$\geq 0,70$	0,85
Chronbach's Alpha	$\geq 0,70$	0,77
Validade fatorial	$\geq 0,85$	0,85
Validade convergente	$\geq 0,50$	0,75
Validade discriminante	\sqrt{AVE} (ou VEM) \geq correlação entre construtos Rácio (HTMT): valores $\leq 0,85$	Cumprido 0,84

Tabela 20- Valores referenciais dos indicadores

4.3.2 Análise Fatorial Confirmatória, Validade convergente e discriminante

Com o objetivo de avaliar a qualidade do modelo de medida, procedeu-se à realização de uma **Análise Fatorial Confirmatória (AFC)** através do método PLS-SEM, recorrendo ao software SmartPLS 4. Esta técnica permite verificar se a estrutura teórica definida para cada construto se confirma empiricamente, assegurando a consistência e a validade do modelo.

Na AFC, analisaram-se os **pesos fatoriais (loadings)** de cada item, que representam o grau de correlação entre as variáveis observadas e o respetivo construto latente. De acordo com Hair et al. (2022) e Marôco (2014), são desejáveis valores superiores a 0,70, embora em fases exploratórias possam ser aceites valores próximos deste limite. No presente estudo, a maioria dos itens apresentou *loadings* elevados (superiores a 0,70),

confirmando a adequação da estrutura fatorial, com exceção de alguns itens da variável **Intenção de Compra** e da variável moderadora **Categoria de Produto**, que revelaram valores mais baixos.

Para avaliar a **fiabilidade interna**, foram analisados o **Alfa de Cronbach** e a **Fiabilidade Composta (CR)**. Ambos os indicadores registaram valores satisfatórios (α e CR superiores a 0,70) para os principais construtos — Personalização Percebida, Utilidade Percebida, Confiança e Transparência do sistema— confirmando a consistência interna.

No que se refere à validade convergente, esta foi testada através da Variância Média Extraída (AVE), a qual deve apresentar valores acima de 0,50 para indicar que a maior parte da variância dos indicadores é explicada pela variável latente (Hair et al., 2017). Observou-se que todos os construtos principais atingiram valores de AVE acima do limiar recomendado, reforçando a validade convergente, à exceção da variável **Categoria de Produto**, cuja AVE ficou claramente abaixo do valor de referência, revelando baixa consistência como fator.

ITEM	LOADINGS	ALPHA	CR	AVE
PERSONALIZAÇÃO PERCEBIDA		0,895	0,923	0,707
Perso1: Recomendações que correspondem às necessidades	0,846			
Perso2: Encomendar produtos concebidos à medida	0,877			
Perso3: Recomendações feitas para a situação	0,898			
Perso4: Consumidor único	0,748			
Perso5: Recomendações customizadas às necessidades	0,827			

Tabela 21- Loading, Alpha, CR e AVE da Personalização Percebida

A generalidade dos indicadores apresenta valores acima de 0,70, o que demonstra forte correlação entre os itens e as variáveis latentes. Contudo, alguns itens da **Intenção de Compra** e da variável **Categoria de Produto** registaram *loadings* mais baixos, próximos ou abaixo de 0,60.

ITEM	LOADINGS	ALPHA	CR	AVE
UTILIDADE PERCEBIDA		0,902	0,925	0,673
Ut1: Recomendações similares a produtos adquiridos são muito úteis	0,737			
Ut2: Recomendações baseadas no histórico de navegação	0,825			
Ut3: Recomendações similares a produtos que gostei são muito úteis	0,861			
Ut4: Recomendações de produtos com características semelhantes são muito úteis	0,853			
Ut5: Recomendações similares a produtos que visualizei são muito úteis	0,869			
Ut6: Recomendações de acessórios são muito úteis	0,767			

Tabela 22- Loading, Alpha, CR e AVE da Utilidade Percebida

Conforme mostra a Tabela 22, todos os principais construtos apresentam valores superiores a 0,70, o que confirma a fiabilidade adequada das escalas. Apenas a variável **Categoria de Produto** apresentou valores abaixo do recomendado, evidenciando fraca consistência interna.

ITEM	LOADINGS	ALPHA	CR	AVE
CONFIANÇA NO SISTEMA		0,964	0,967	0,696
Confi1: Competente na sugestão do produto pretendido	0.801			
Confi2: Perito na recomendação de produtos de com as preferências	0,811			
Confi3: Eficaz na sugestão do produto pretendido	0.860			
Confi4: Agiu em consideração o melhor interesse	0,832			
Confi5: A interação demonstrou que estava a fazer o melhor para me ajudar	0,806			
Confi6: A forma como interage visa encontrar o melhor produto	0,794			
Confi7: O SR foi verdadeiro	0,842			

Confi8: O SR foi imparcial	0,803
Confi9: O SR foi honesto	0,840
Confi10: O SR foi sincero e genuíno	0,837
Confi11: Ao confiar no SR senti-me seguro	0,882
Confi12: Ao confiar no SR senti-me confortável	0,855
Confi13: Ao confiar no SR senti-me satisfeito	0,877

Tabela 23- Loading, Alpha, CR e AVE da Confiança no sistema

O construto Confiança no sistema (tab23) apresenta os *loadings*, Alpha e CR superiores a 0,70, confirmando a fiabilidade adequada da escala. Além disso, a AVE indica boa validade convergente, evidenciando que a maioria da variância dos itens é explicada pelo construto.

ITEM	LOADINGS	ALPHA	CR	AVE
TRANSPARÊNCIA NO SISTEMA		0,881	0,918	0,738
Trans1: Ajudam a compreender a razão de serem sugeridos	0,884			
Trans2: Revê preferências	0,863			
Trans3: Dá controlo na definição das preferências	0,866			
Trans4: Compreendo porque foram recomendados	0,822			

Tabela 24- Loading, Alpha, CR e AVE da Transparência do Sistema

A generalidade dos indicadores do construto **Transparência no Sistema** apresenta valores acima de 0,80, evidenciando forte correlação entre os itens e a variável latente. Todos os itens contribuem de forma significativa para a medida, sem apresentar *loadings* baixos, o que reforça a consistência interna e a validade convergente da escala.

ITEM	LOADINGS	ALPHA	CR	AVE
INTENÇÃO DE COMPRA		0,673	0,783	0,534
Int1: Pretendo comprar os produtos recomendados no futuro	0,799			

Int2: Tenho vontade de comprar os produtos	0,856
Int3: Não aumenta a minha intenção de compra	-0,517
Int4: Têm influência positiva nas minhas decisões de compra	0,873
Int5: Eu compraria os produtos se tivesse dinheiro	0,815
Int6: Não tenho intenção de adquirir os produtos	-0,272
Int7: é provável que compre alguns dos produtos	0,845
Int8: Tenho intenção de comprar os produtos	0,890
Int9: Têm influência negativa nas minhas decisões de compra	-0,403

Tabela 25- Loading, Alpha, CR e AVE da Intenção de compra

O construto Intenção de compra (tab25) apresenta loadings acima de 0,70, o que evidencia forte correlação entre a maioria dos itens e a variável latente. Contudo, alguns itens reversos (Int3, Int6 e Int9) registaram *loadings* negativos e próximos de -0,5, indicando baixa contribuição para o construto e possível inconsistência na formulação desses itens. Apesar disso, os indicadores Alpha, CR e AVE sugerem consistência interna moderada e validade convergente aceitável, embora inferior à de outros construtos analisados.

Relativamente à análise da **validade discriminante**, foram aplicados dois critérios. O critério de **Fornell-Larcker**, que indica que a raiz quadrada do valor de AVE tem de ser superior às correlações com as restantes variáveis (Hair et al., 2017). Desta forma, os valores correspondentes à tabela 27 indicam que as raízes quadradas da AVE de cada construto foram superiores às correlações com os restantes, ou seja, cada variável mede conceitos distintos.

	CONFI	INT	PERSO	TRANS	CP	UT	IDADE
CONFI	0.834						
INT	0.768	0.731					
PERSO	0.805	0.754	0.841				
TRANS	0.801	0.771	0.713	0.859			
CATPROD	0.215	0.356	0.283	0.216	0.457		
UT	0.793	0.730	0.773	0.733	0.277	0.820	

IDADE	-0.180	-0.144	-0.242	-0.128	-	-0.189	1.000
					0.225		

Tabela 26-Validade discriminante: critério Fornell-Larcker

Relativamente ao **rácio HTMT**, segundo Hair et al. (2017) os valores têm de ser inferiores a 0.85 para se confirmar a validade discriminante, que no caso, todos os valores obtidos se mantiveram abaixo dos 0,85, confirmando de forma robusta a validade discriminante.

	CONFI	INT	PERSO	TRANS	CATPROD	UT	IDADE
CONFI							
INT	0.798						
PERSO	0.865	0.831					
TRANS	0.868	0.844	0.803				
CATPRO	0.279	0.447	0.361	0.280			
UT	0.849	0.779	0.858	0.820	0.364		
IDADE	0.183	0.180	0.256	0.136	0.358	0.199	

Tabela 27- Validade discriminante: rácio HTMT

De forma complementar, analisou-se o SRMR (Standardized Root Mean Square Residual) como indicador de ajustamento global do modelo, pois permite avaliar a magnitude média das discrepâncias entre as correlações observadas e esperadas. Os valores obtidos (0,064 no modelo saturado e 0,084 no modelo estimado) encontram-se abaixo do limite de 0,10, o que indica um ajustamento adequado segundo Hu & Bentler, (1999).

	SATURATED MODEL	ESTIMATED MODEL
SRMR	0.064	0.084

Tabela 28- SMRM

Em síntese, os resultados da AFC demonstram que o modelo de medida apresenta **boa fiabilidade, validade convergente e validade discriminante** nos construtos principais, embora a variável moderadora Categoria de Produto revele limitações de consistência que devem ser consideradas na interpretação dos resultados.

4.3.3 Análise das relações hipotizadas do modelo conceptual

Após a validação dos construtos através da análise fatorial confirmatória e da avaliação da fiabilidade e validade do modelo de medida, procedeu-se à análise estrutural recorrendo ao bootstrapping no software SmartPLS. O objetivo desta etapa é avaliar a significância estatística das hipóteses formuladas, verificando a intensidade e direção das relações propostas no modelo conceptual. Para tal, foram considerados os valores de path coefficients, t-values e p-values, bem como o R², que expressa a proporção de variância explicada pelas variáveis independentes.

A Figura 5 apresenta a representação gráfica do modelo estrutural testado, incluindo os coeficientes padronizados, os valores de significância e o coeficiente de determinação para as variáveis dependentes. Esta visualização permite identificar, de forma imediata, quais as relações mais fortes entre os construtos e a relevância das variáveis moderadoras na explicação da intenção de compra.

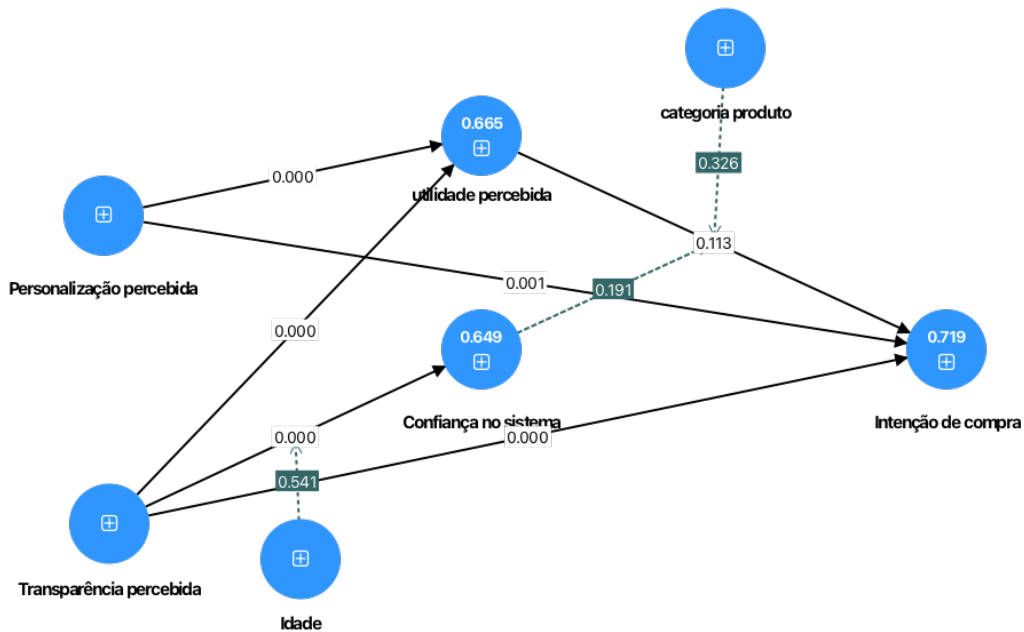


Figura 5- Modelo conceptual via Smart PLS

A Tabela 29 sintetiza os resultados obtidos para as relações diretas do modelo. Estes indicadores permitem aferir a validade das hipóteses, sendo consideradas confirmadas

apenas as que apresentam valores limite: p-value: < 0,05 e t-value: > 1,96 (Hair et al., 2022).

Verifica-se que a maioria das hipóteses foram confirmadas, destacando-se a influência positiva da H7 e da H3, bem como o impacto da H4, H5 e H6. Por outro lado, algumas relações, como a H1 e H2 não alcançaram significância estatística, revelando fragilidades nestes efeitos.

Relativamente às variáveis moderadores, os resultados evidenciam que a H8 não foi validada pois o t-value é inferior ao valor limite e o p-value é superior. Isto indica que a idade não exerce um efeito significativo na influência da transparência percebida e a confiança nos sistemas de recomendação. De igual modo, a H9 também não foi confirmada, o que indica que a categoria do produto não modera a utilidade percebida na intenção de compra.

HIPÓTESE	RELAÇÃO TESTADA	COEFICIENTE	VALOR P	RESULTADO
H1	Utilidade percebida → Intenção de compra	0.115	0.113	Não suportada
H2	Confiança × Utilidade percebida → Intenção de compra	-0.038	0.191	Não suportada
H3	Personalização percebida → Intenção de compra	0.238	0.001	Suportada
H4	Transparência → Confiança	0.794	<0.001	Suportada
H5	Transparência → Utilidade percebida	0.371	<0.001	Suportada
H6	Transparência → Intenção de compra	0.350	<0.001	Suportada
H7	Personalização percebida → Utilidade percebida	0.508	<0.001	Suportada
H8	Idade (modera Transparência → Confiança)	0.030	0.541	Não suportada
H9	Categoria do produto (modera Utilidade → Intenção de compra)	0.039	0.326	Não suportada

Tabela 29- Resultados do modelo estrutural

A Tabela 30 apresenta os efeitos indiretos estimados no modelo. Entre eles, destaca-se o efeito da transparência do sistema sobre a intenção de compra (H6), mediado pela confiança (H4) e pela utilidade percebida (H5), que revelou significância estatística. No entanto, os restantes efeitos indiretos não foram confirmados, dado que os respetivos p-values se situaram acima do limiar de 0,05.

	T VALUE	P VALUE
PERSO -> INT	1.519	0.129
TRANS -> INT	2.326	0.020
IDADE -> INT	1.258	0.208
IDADE X TRANS -> INT	0.490	0.624

Tabela 30- Efeitos indiretos

Da análise conjunta da Figura 5 e das Tabelas 29 e 30, conclui-se que os construtos personalização percebida e transparência do sistema são os que apresentam maior impacto na intenção de compra, quer de forma direta, quer mediada por outras variáveis. A confiança no sistema, apesar de ser reforçada pela transparência, não demonstrou um efeito direto significativo sobre a intenção de compra, o que sugere que o consumidor valoriza mais a clareza e a adequação das recomendações do que a perceção de honestidade e imparcialidade do sistema. Por sua vez, a variável moderadora categoria do produto mostrou influência limitada, o que vai ao encontro das fragilidades de consistência interna previamente identificadas para este construto.

4.4 Discussão de resultados

A análise dos resultados obtidos através do SmartPLS permite refletir de forma crítica sobre as hipóteses formuladas e a sua relação com a literatura existente. A Hipótese 1 postulava que a utilidade percebida teria um efeito positivo sobre a intenção de compra. Contrariamente ao esperado, esta hipótese não foi suportada ($\beta = 0.115$; $p = 0.113$). Tal resultado diverge do modelo de Davis (1989), que identificava a utilidade percebida como determinante central da aceitação tecnológica. Uma explicação plausível é que, no contexto atual, em que a utilidade funcional das plataformas digitais é assumida como um dado adquirido, os consumidores passam a valorizar sobretudo dimensões relacionais, como a confiança e a transparência, em detrimento do benefício puramente funcional.

A Hipótese 2 propunha que a confiança moderaria a relação entre utilidade percebida e intenção de compra. Também neste caso a hipótese não foi confirmada ($\beta = -0.038$; $p = 0.191$). Embora Komiak e Benbasat (2006) tenham sustentado que a confiança reforça a influência da utilidade, os resultados sugerem que, na amostra estudada, a confiança atua de forma direta, mas não como variável moderadora. Isto pode indicar que a relação entre confiança e intenção de compra se sobrepõe ao seu papel moderador, anulando o efeito conjunto com a utilidade.

Já a Hipótese 3, que previa uma relação positiva entre personalização e intenção de compra, foi confirmada ($\beta = 0.238$; $p = 0.001$). Este resultado está alinhado com os autores Adomavicius e Tuzhilin (2011) e Pahadi et al. (2022), que destacam a importância da personalização para aumentar a relevância das recomendações e, conseqüentemente, estimular a intenção de compra. Assim, confirma-se que quanto mais ajustadas às necessidades individuais forem as recomendações, maior será a predisposição dos consumidores para realizar compras.

A Hipótese 4, que relacionava transparência e confiança, obteve forte suporte empírico ($\beta = 0.794$; $p < 0.001$). Este resultado confirma os achados de Hebrard et al. (2013) e Xiao e Benbasat (2007), reforçando que sistemas transparentes, que explicam os critérios de recomendação, são fundamentais para gerar confiança. A magnitude elevada deste efeito evidencia que a transparência é um dos fatores mais determinantes na construção da confiança dos utilizadores.

Também a Hipótese 5, que estabelecia um impacto positivo da transparência na utilidade percebida, foi confirmada ($\beta = 0.371$; $p < 0.001$). O mesmo está alinhado com Xiao e Benbasat (2007), ao demonstrar que a explicação dos mecanismos de recomendação aumenta a percepção de utilidade do sistema. Assim, quanto mais claras forem as razões pelas quais um produto é sugerido, mais útil o sistema será considerado pelo consumidor.

A Hipótese 6, que previa um efeito positivo da transparência na intenção de compra, também foi suportada ($\beta = 0.350$; $p < 0.001$). Este resultado confirma as conclusões de Ashraf et al. (2019), que associam a transparência a uma maior aceitação e redução do risco percebido. De facto, a transparência emerge, neste estudo, como variável-chave, exercendo efeitos diretos e indiretos sobre a intenção de compra.

No que diz respeito à Hipótese 7, os resultados demonstraram que a personalização influencia positivamente a utilidade percebida ($\beta = 0.508$; $p < 0.001$). Este resultado está em consonância com Komiak e Benbasat (2006) e Matzner et al. (2016), validando que recomendações adaptadas aumentam a percepção de utilidade do sistema, na medida em que respondem de forma mais precisa às preferências do consumidor.

As duas últimas hipóteses não foram suportadas. A Hipótese 8 sugeria que a idade moderaria a relação entre transparência e confiança. Contudo, os resultados indicaram que tal moderação não é estatisticamente significativa ($\beta = 0.030$; $p = 0.541$). Este achado sugere que a confiança derivada da transparência é transversal a diferentes grupos etários, não havendo evidências de que consumidores mais velhos ou mais jovens valorizem a transparência de forma distinta.

Por fim, a Hipótese 9 propunha que a categoria do produto moderaria a relação entre utilidade percebida e intenção de compra. No entanto, a hipótese não foi confirmada ($\beta = 0.039$; $p = 0.326$). Apesar de Wolfinbarger e Gilly (2001) terem defendido que as motivações hedônicas ou utilitárias podem influenciar o comportamento de compra, no presente estudo essa distinção não se refletiu em diferenças estatisticamente significativas. Uma explicação possível reside no facto de a amostra não ter captado variações suficientes entre tipos de produtos ou de a confiança e a transparência terem exercido um efeito dominante, sobrepondo-se ao papel da categoria do produto.

Em síntese, os resultados confirmam que a personalização e, sobretudo, a transparência desempenham papéis centrais no reforço da confiança, da utilidade percebida e da intenção de compra. Em contrapartida, variáveis tradicionalmente relevantes, como a utilidade percebida isoladamente ou fatores moderadores como idade e categoria do produto, não demonstraram influência significativa no contexto analisado. Estes achados sugerem que, em ambientes digitais contemporâneos, os consumidores privilegiam a clareza e a adaptação personalizada como bases para a sua decisão de compra.

De uma perspetiva mais ampla, os resultados obtidos permitem desenvolver uma leitura interpretativa e estratégica das implicações deste estudo, tanto para a gestão das marcas como para o debate ético em torno do uso de sistemas de recomendação.

Em primeiro lugar, a evidência empírica mostra que a **transparência** e a **personalização** são os fatores que mais influenciam a **confiança** e, conseqüentemente,

a **intenção de compra**. Este resultado sublinha que, num contexto português, a confiança digital continua a ser um ativo fundamental para o sucesso das marcas. Para empresas como a Worten, torna-se crucial adotar estratégias de comunicação da transparência algorítmica, explicando de forma acessível como as recomendações são geradas e com que finalidade são utilizados os dados do utilizador. Mensagens simples e informativas, por exemplo, “estas recomendações baseiam-se nos seus interesses e pesquisas anteriores”, podem reduzir perceções de manipulação e reforçar a sensação de controlo. Tal prática não só aumenta a **confiança percebida**, como também melhora a avaliação ética da marca por parte dos consumidores.

Adicionalmente, importa reconhecer que a literacia digital (ainda limitada entre os consumidores portugueses) condiciona a perceção da transparência. Mesmo que a explicação sobre o funcionamento dos algoritmos esteja disponível, ela pode não ser totalmente compreendida. Assim, a confiança tende a depender mais da familiaridade com a marca e da experiência prévia positiva do que da compreensão efetiva do sistema. Deste modo, a comunicação da transparência deve ser acompanhada por iniciativas de educação digital que capacitem os utilizadores a compreenderem os mecanismos de personalização, promovendo uma relação mais informada e equilibrada com as tecnologias de recomendação.

No plano ético, os resultados evidenciam a necessidade de um **equilíbrio entre personalização e privacidade**. A personalização é percebida como vantajosa quando melhora a utilidade e a relevância das recomendações, mas torna-se problemática quando implica uma recolha excessiva de dados pessoais. As empresas devem, portanto, garantir que a personalização é realizada com base em princípios de consentimento informado, minimização de dados e explicabilidade algorítmica, assegurando que os consumidores mantêm controlo sobre as suas preferências e podem ajustar o grau de personalização de acordo com o seu conforto.

Do ponto de vista estratégico e de gestão, este estudo permite identificar três linhas orientadoras para as empresas portuguesas que pretendam otimizar os seus sistemas de recomendação:

- **Transparência comunicacional:** Explicar de forma clara os critérios de recomendação, reforçando a perceção de imparcialidade e a legitimidade do sistema;

- **Empowerment do utilizador:** Oferecer controlo simples e visível que permitam gerir as preferências de personalização e a utilização de dados;
- **Responsabilidade algorítmica e ética:** Adotar políticas de utilização de dados baseadas em valores de confiança, privacidade e respeito pela autonomia do consumidor.

Estas práticas poderão fortalecer a confiança e a lealdade do cliente, enquanto posicionam as marcas portuguesas como exemplos de inovação responsável. No caso da Worten, em particular, a transparência e a comunicação ativa sobre o funcionamento dos algoritmos podem tornar-se elementos distintivos da sua proposta de valor, reforçando a perceção de integridade e credibilidade no ambiente digital.

Em suma, os resultados desta investigação demonstram que a eficácia dos sistemas de recomendação depende tanto da **qualidade técnica** das recomendações quanto da **ética da sua comunicação**. A construção de relações baseadas em confiança, clareza e respeito pela privacidade do consumidor é, hoje, um fator determinante para o sucesso sustentável das empresas no comércio eletrónico português.

CAPÍTULO V – CONCLUSÃO

Esta dissertação teve como objetivo principal analisar a influência dos sistemas de recomendação na intenção de compra dos consumidores portugueses, utilizando a plataforma *online* da Worten como caso de estudo. Pretendeu-se compreender, em particular, o papel da personalização percebida, da utilidade percebida, da confiança e da transparência na aceitação e utilização destas ferramentas, tendo em vista a sua relevância crescente no comércio eletrónico contemporâneo.

Para alcançar este objetivo principal, foram delineados objetivos secundários que permitiram aprofundar a problemática de investigação: (i) analisar a influência da personalização na percepção de valor do consumidor; (ii) avaliar a relação entre utilidade percebida e intenção de compra; (iii) compreender o impacto da confiança e da transparência na aceitação dos sistemas de recomendação; (iv) analisar o papel de fatores demográficos e contextuais como variáveis moderadoras. Estes objetivos foram operacionalizados em hipóteses de investigação baseadas na revisão da literatura, posteriormente testadas através de uma metodologia quantitativa assente na aplicação de um questionário.

A amostra recolhida foi composta por 208 respondentes válidos, dos quais 66,8% são do género feminino e 33,2% masculino, com idades compreendidas maioritariamente entre os 18 e os 24 anos (45,2%). O nível de escolaridade revelou-se com predominância de estudantes do ensino superior, o que espelha a maior familiaridade desta faixa etária com plataformas digitais. Esta caracterização da amostra sugere que os resultados se aplicam sobretudo a consumidores jovens-adultos, habituados a interagir com sistemas tecnológicos em contexto *online*.

Após o tratamento preliminar em excel, recorreu-se ao software SmartPLS para a aplicação do Modelo de Equações Estruturais (MEE), testando o modelo conceptual definido a partir da revisão da literatura. O modelo integra as variáveis Personalização

Percebida, Utilidade Percebida, Transparência, Confiança e Intenção de Compra, bem como as variáveis moderadoras Idade e Categoria de Produto. No total, nove hipóteses (H1–H9) foram analisadas.

Os resultados evidenciam que seis hipóteses foram suportadas (H3, H4, H5, H6, H7 e um efeito parcial da Idade sobre a Confiança), enquanto três não obtiveram suporte estatístico (H1, H2, H8 e H9). Destaca-se que a Personalização Percebida (H3) exerceu influência direta e significativa sobre a Intenção de Compra, confirmando que recomendações ajustadas ao perfil do utilizador aumentam a predisposição para a aquisição de produtos. Já a Transparência revelou-se um elemento central, influenciando positivamente tanto a Confiança (H4) como a Utilidade Percebida (H5) e a Intenção de Compra (H6). A Personalização também reforçou a Utilidade Percebida (H7), demonstrando que recomendações adaptadas são percebidas como mais úteis.

Em contrapartida, não se confirmou o impacto direto da Utilidade Percebida na Intenção de Compra (H1), nem a moderação da Confiança nessa relação (H2). As variáveis moderadoras apresentaram resultados limitados: a Idade não moderou a relação entre Transparência e Confiança (H8) e a Categoria do Produto não alterou o efeito da Utilidade na Intenção de Compra (H9). Estes resultados sugerem que, num contexto de e-commerce já familiar para o consumidor português, fatores relacionais como clareza e personalização superam a simples utilidade funcional.

Em termos de implicações práticas, os resultados demonstram que investir em sistemas de recomendação personalizados não é suficiente por si só para garantir eficácia. A utilidade, a confiança e, sobretudo, a perceção de transparência constituem dimensões fundamentais para converter recomendações em intenções de compra efetivas. Para empresas como a Worten, isto significa que, além de algoritmos sofisticados, é essencial apostar em mecanismos de comunicação claros que expliquem, ainda que de forma simples, porque determinado produto é sugerido. Esta prática pode mitigar perceções de manipulação e reforçar a confiança do consumidor, promovendo relações mais duradouras.

Do ponto de vista académico, este estudo contribui para a literatura sobre comportamento do consumidor digital e aceitação tecnológica, confirmando a relevância de modelos integrados que consideram fatores cognitivos (como utilidade), emocionais

(como confiança) e contextuais (como transparência). Além disso, acrescenta evidência empírica num contexto ainda pouco explorado — o mercado português —, complementando investigações realizadas maioritariamente em mercados internacionais.

Apesar da relevância dos resultados, a investigação apresenta algumas pequenas limitações. Desde logo, o tamanho e composição da amostra, obtida maioritariamente através de meios digitais, que pode não ser plenamente representativa da diversidade de perfis de consumidores do comércio eletrónico em Portugal, devido à discrepância de utilização desses meios entre faixas-etárias mais jovens e mais velhas, o que limita a possibilidade de generalização dos resultados. O recurso exclusivo a métodos quantitativos também limitou a exploração mais aprofundada das perceções individuais; uma abordagem mista poderia enriquecer a análise. Para além disso, o estudo incidiu sobre uma única plataforma – A Worten - o que impossibilita comparações entre outros setores.

Neste sentido, recomenda-se que futuras investigações considerem amostras mais diversificadas em termos etários e socioeconómicos, bem como a comparação entre diferentes plataformas de *e-commerce*. Seria igualmente pertinente integrar métodos qualitativos, como entrevistas em profundidade, ou métodos experimentais, como rastreamento ocular, que permitam observar em tempo real o impacto das recomendações. Outro caminho promissor é a análise do efeito de diferentes categorias de produtos — por exemplo, tecnologia versus moda —, dado que o nível de envolvimento do consumidor pode alterar a perceção da utilidade e da confiança nos sistemas de recomendação.

No caso dos produtos tecnológicos, como computadores ou telemóveis, a decisão de compra tende a ser mais racional, baseada em atributos objetivos e comparáveis, como especificações técnicas, funcionalidades ou desempenho. Neste contexto, recomendações que apresentam produtos semelhantes aos previamente pesquisados ou adquiridos revelam-se particularmente eficazes, pois reforçam critérios de funcionalidade e de continuidade. Já no setor da moda, a lógica é distinta. As escolhas dos consumidores são frequentemente motivadas por fatores estéticos, de estilo pessoal e pelo desejo de novidade, mais do que pela semelhança funcional com compras anteriores. Assim, estratégias de recomendação demasiado repetitivas — como sugerir versões semelhantes de um vestido azul após a compra de outro vestido azul — podem não gerar o mesmo efeito positivo. Neste domínio, a eficácia das recomendações depende da capacidade de

captar preferências mais subjetivas e de sugerir alternativas diversificadas, que alarguem o leque de opções e estimulem a descoberta de novas tendências ou estilos.

Para além de analisar empiricamente as relações entre as variáveis do modelo, esta investigação permitiu também refletir sobre as implicações estratégicas e éticas da utilização de sistemas de recomendação no comércio eletrónico. Os resultados destacam que a transparência e a personalização são elementos centrais na construção da confiança do consumidor, e que a sua gestão deve equilibrar a utilidade da personalização com a proteção da privacidade. Para empresas como a Worten, isto traduz-se na necessidade de comunicar de forma clara o funcionamento dos algoritmos, adotando práticas de explicabilidade e controlo do utilizador que reforcem a perceção de justiça e credibilidade. Esta perspetiva amplia o contributo do estudo, aproximando a reflexão académica das exigências práticas da gestão digital contemporânea.

Em suma, esta investigação confirma que os sistemas de recomendação, quando bem implementados, representam uma vantagem competitiva significativa para empresas de comércio eletrónico. Contudo, a sua eficácia não depende apenas da sofisticação algorítmica, mas sim de um equilíbrio cuidadoso entre inovação tecnológica, personalização relevante e transparência ética. Ao conjugar estes elementos, as plataformas digitais poderão não apenas aumentar a intenção de compra, mas também construir relações de confiança e fidelização a longo prazo, garantindo a sustentabilidade do seu crescimento no mercado digital contemporâneo.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- Adomavicius, G., & Tuzhilin, A. (2005). Toward the next generation of recommender systems: A survey of the state-of-the-art and possible extensions. *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*, 17(6), 734–749.
- Adomavicius, G., & Tuzhilin, A. (2011). Context-aware recommender systems. *AI Magazine*, 32(3), 67–80.
- Aggarwal, C. C. (2016). *Recommender systems: The textbook*. Springer.
- Alves, G (2023) A influência da inteligência artificial no processo de decisão de compra *online* do consumidor. Instituto Superior de Administração e Gestão.
- Andrade, F. (2021). Influência da pandemia no comportamento de compra do consumidor (Dissertação de Mestrado). Instituto Superior de Contabilidade e Administração do Porto.
- Ashraf, M.; Ismawati Jaafar, N.; Sulaiman, A. (2019) System- vs. consumer-generated recommendations: Affective and social-psychological effects on purchase intention. *Behav. Inf. Technol.* 38, 1259–1272.
- Borges, G. S., & Filó, M. D. C. S. (2021). Inteligência artificial, gênero e direitos humanos: o caso Amazon. *Justiça do Direito*, 35(3), 218–245.
- Burke, R., Felfernig, A., & Göker, M. H. (2011). Recommender systems: An overview. *AI Magazine*, 32(3), 13-24.
- Constantinides, E. (2004). Influencing the online consumer's behavior: The Web experience. *Internet Research*, 14(2), 111–126.
- Davis, F. D. (1989). Perceived usefulness, perceived ease of use, and user acceptance of information technology. *MIS Quarterly*, 13(3), 319–340. <https://doi.org/10.2307/249008>
- DeLone, W. H., & McLean, E. R. (2004). Measuring e-commerce success: Applying the DeLone & McLean information systems success model. *International Journal of Electronic Commerce*, 9(1), 31–47. <https://doi.org/10.1080/10864415.2004.11044317>
- Domingues, J. O., Silva, A. A. B., & Souza, H. M. A. (2021). Inteligência artificial nas relações de consumo: Reflexões à luz do histórico recente.

Duffett, R. G. (2015). Facebook advertising's influence on intention-to-purchase and purchase amongst Millennials. *Internet Research*, 25(4), 498–526. <https://doi.org/10.1108/IntR-01-2014-0020>

Garcia, S (2024). A inteligência Artificial nas Empresas- Percepção e expectativas dos indivíduos (Dissertação de Mestrado). Instituto Superior de Contabilidade e Administração do Porto.

Gonçalves, B. (2024). A Inteligência Artificial Aplicada à Personalização no E-commerce. Instituto Superior de Administração e Gestão.

Gounaris, S., Dimitriadis, S., & Stathakopoulos, V. (2010). An examination of the effects of service quality and satisfaction on customers' behavioral intentions in e-shopping. *Journal of Services Marketing*, 24(2), 142–156

Hair, J. F., & Alamer, A. (2022). *Partial Least Squares Structural Equation Modeling (PLS-SEM) in second language and education research: Guidelines using an applied example*. *Research Methods in Applied Linguistics*, 1(3), Article 100027. <https://doi.org/10.1016/j.rmal.2022.100027>

Hair, J., Hollingsworth, C., Randolph, A., & Chong, A. (2017). An updated and expanded assessment of PLS-SEM in information systems research. *Industrial Management & Data Systems*, 117(3), 442-458. <https://doi.org/10.1108/IMDS-04-2016-0130>

Hair, J., Hollingsworth, C., Randolph, A., & Chong, A. (2017). An updated and expanded assessment of PLS-SEM in information systems research. *Industrial Management & Data Systems*, 117(3), 442-458. <https://doi.org/10.1108/IMDS-04-2016-0130>

Hebrado, J. L., Lee, H. J., & Choi, J. (2013). Influências da transparência e do feedback na intenção de reutilização de sistemas de recomendação *online*. *Revista da Sociedade de Comércio Eletrônico da Coreia*, 18(2), 279–298. <https://doi.org/10.7838/jsebs.2013.18.2.279>

Hu, L. T., & Bentler, P. M. (1999). Cutoff criteria for fit indexes in covariance structure analysis: Conventional criteria versus new alternatives. *Structural Equation Modeling*, 6(1), 1–55. <https://doi.org/10.1080/10705519909540118>

- Isinkaye, F. O., Folajimi, Y. O., & Ojokoh, B. A. (2015). Recommendation systems: Principles, methods and evaluation. *Egyptian Informatics Journal*, 16(3), 261–273. <https://doi.org/10.1016/j.eij.2015.06.005>
- Katawetawaraks, C., & Wang, C. (2011). Online shopper behavior: Influences of online shopping decision. *Asian Journal of Business Research*, 1(2), 66–74.
- Klaus, P., & Zaichkowsky, J. (2020). AI voice bots: a services marketing research agenda. *Journal of Services Marketing*, 34(3), 389–398. <https://doi.org/10.1108/jsm-01-2019-0043>
- Komiak, S. Y. X., & Benbasat, I. (2006). The effects of personalization and familiarity on trust and adoption of recommendation agents. *MIS Quarterly*, 30(4), 941–960. <https://doi.org/10.2307/25148765>
- Kotler, P., & Armstrong, G. (1993). *Principles of Marketing* (7th ed.). Prentice Hall.
- Kotler, P., & Keller, K. (2006). *Administração de Marketing*. Pearson Education Brasil.
- Kotler, P., Kartajaya, H., & Setiawan, I. (2021). *Marketing 5.0: Technology for Humanity*. Wiley.
- Lima, R. (2020). *Sistema de Recomendação em tempo real para E-commerce* (Dissertação de Mestrado). Instituto Superior de Engenharia do Porto.
- Lopatovska, I., & Williams, H. (2018). Personification of the Amazon Alexa: BFF or a mindless companion? In *Proceedings of the 2018 Conference on Human Information Interaction & Retrieval (CHIIR '18)* (pp. 265–268)
- Marcelino, V. F. (2014). *Sistema de recomendação: Filtragem colaborativa* (Dissertação de mestrado). Instituto Superior Técnico.
- Marôco, J. (2014). *Análise de equações estruturais: Fundamentos teóricos, software & aplicações*. ReportNumber, Lda.
- Matzner, T., Ochs, C., von Pape, T., & Zwier, S. (2016). *Datafication and privacy: An interdisciplinary approach*. Springer.
- Oliveira, T. V. de, Carvalho, V. A. S., Oliveira, N. D. de, Garcia, T. E., & Gozzi, M. R. (2022). *Inteligência artificial e e-commerce: Um estudo sobre o comportamento do*

consumidor na pandemia. In XIII Fateclog - Os impactos das novas demandas pós pandemia, nos sistemas logísticos das organizações (IS SN 2357-9884).

Pahadi, T. C., Verma, A., & Ranjan, R. (2022). Artificial Intelligence and its Influence on E-Commerce. Proceedings - International Conference on Applied Artificial Intelligence and Computing, ICAAIC 2022, 1–6. <https://doi.org/10.1109/ICAAIC53929.2022.9792783>

Paulichi, J., & Cardin, V. (2020). Das formas de inteligência Artificial e os impactos nos padrões de consumo e a proteção dos direitos da personalidade. Revista Meritum, vol 15 ed 4. <https://doi.org/10.46560/meritum.v15i4.7954>

Pu, P., Chen, L., & Hu, R. (2011). A user-centric evaluation framework for recommender systems. RecSys

Ricci, F., Rokach, L., Shapira, B., & Kantor, P. B. (Eds.). (2011). Recommender systems handbook. Springer.

Schafer, J. B., Riedl, J., & Herlocker, J. L. (1999). Recommender systems in e-commerce. ACM Computing Surveys, 31(3), 5-40

Shanahan, T., Tran, T. P., & Taylor, C. R. (2019). Getting to know you: Social media personalization as a means of enhancing brand loyalty and perceived value. Information & Management, 56(1), 103–124. <https://doi.org/10.1016/j.im.2018.05.009>

Wolfenbarger, M., & Gilly, M. C. (2001). Shopping online for freedom, control, and fun. California Management Review, 43(2), 34–55.

Worten (2025) Sobre a Worten, <https://www.worten.pt/sobre-worten>

Xiao, B., & Benbasat, I. (2007). E-commerce product recommendation agents: Use, characteristics, and impact. MIS Quarterly.

Apêndice I – Questionário

Questões presentes no questionário:

Aceita participar no questionário? *

Sim

Não

A- Identificação das características do perfil do utilizador

Para cada uma das seguintes questões, selecione a opção com a qual mais se identifica ou preencha com a resposta correspondente.

Qual a sua idade? *

18-24 anos

25-34 anos

35-44 anos

45-54 anos

+ de 55 anos

Identifica-se com que genero? *

Feminino

Masculino

Outro

Qual a sua nacionalidade? *

A sua resposta

Indique o nível de escolaridade *

Ensino básico

Ensino secundário

Licenciatura

Mestrado

Doutoramento

Outra: _____

B- Personalização percebida no website da Worten

Para cada uma das seguintes afirmações, selecione o seu grau de concordância, de acordo com a escala de Linkert de 1 (Discordo totalmente) a 5 (Concordo totalmente).

Este website faz recomendações de compra que correspondem às minhas necessidades. *

Discordo totalmente 1 2 3 4 5 Concordo totalmente

Considero que estas recomendações deste website permitem-me encomendar produtos concebidos à medida das minhas necessidades. *

1 2 3 4 5

Discordo totalmente Concordo totalmente

De um modo geral, as recomendações deste website são feitas à medida para a minha situação. *

1 2 3 4 5

Discordo totalmente Concordo totalmente

As recomendações deste website fazem-me sentir que sou consumidor único. *

1 2 3 4 5

Discordo totalmente Concordo totalmente

C- Utilidade percebida no website da Worten

Para cada uma das seguintes afirmações, selecione o seu grau de concordância, de acordo com a escala de Linkert de 1 (Discordo totalmente) a 5 (Concordo totalmente).

As recomendações baseadas na similaridade com os produtos adquiridos anteriormente são muito úteis. *

1 2 3 4 5

Discordo totalmente Concordo totalmente

As recomendações baseadas no meu histórico de navegação (por exemplo, tempo despendido na página de um produto ou conteúdo) são muito úteis. *

1 2 3 4 5

Discordo totalmente Concordo totalmente

As recomendações baseadas na similaridade com os produtos de que gostei são muito úteis. *

1 2 3 4 5

Discordo totalmente Concordo totalmente

As recomendações de produtos semelhantes (com base em características semelhantes) são muito úteis. *

1 2 3 4 5

Discordo totalmente Concordo totalmente

As recomendações baseadas na similaridade com os produtos que visualizei são muito úteis. *

1 2 3 4 5

Discordo totalmente Concordo totalmente

As recomendações de produtos complementares ou acessórios são muito úteis. *

1 2 3 4 5

Discordo totalmente Concordo totalmente

D- Confiança no Sistema no website da Worten

Para cada uma das seguintes afirmações, selecione o seu grau de concordância, de acordo com a escala de Likert de 1 (Discordo totalmente) a 5 (Concordo totalmente).

O sistema de recomendação revelou-se eficaz na sugestão do produto pretendido. *

1 2 3 4 5

Discordo totalmente Concordo totalmente

O sistema de recomendação demonstrou ser perito na recomendação de produtos de acordo com as minhas preferências. *

1 2 3 4 5

Discordo totalmente Concordo totalmente

O sistema de recomendação revelou-se eficaz na sugestão do produto pretendido. *

1 2 3 4 5

Discordo totalmente Concordo totalmente

Acredito que o sistema de recomendação agiu tendo em consideração o meu melhor interesse. *

1 2 3 4 5

Discordo totalmente Concordo totalmente

Acredito que a forma como o sistema de recomendação interagiu comigo demonstrou que estava a fazer o melhor para me ajudar. *

1 2 3 4 5

Discordo totalmente Concordo totalmente

Acredito que a forma como o sistema de recomendação interage comigo visa encontrar o melhor produto. *

1 2 3 4 5

Discordo totalmente Concordo totalmente

Acredito que o sistema de recomendação foi verdadeiro. *

1 2 3 4 5

Discordo totalmente Concordo totalmente

Acredito que o sistema de recomendação foi imparcial. *

1 2 3 4 5

Discordo totalmente Concordo totalmente

Acredito que o sistema de recomendação foi honesto. *

1 2 3 4 5

Discordo totalmente Concordo totalmente

Acredito que o sistema de recomendação foi sincero e genuíno. *

1 2 3 4 5

Discordo totalmente Concordo totalmente

Ao confiar no sistema de recomendação para a minha decisão de compra, senti-me seguro. *

1 2 3 4 5

Discordo totalmente Concordo totalmente

Ao confiar no sistema de recomendação para a minha decisão de compra, senti-me confortável. *

1 2 3 4 5

Discordo totalmente Concordo totalmente

Ao confiar no sistema de recomendação para a minha decisão de compra, senti-me satisfeito. *

1 2 3 4 5

Discordo totalmente Concordo totalmente

E- Transparência do sistema no website da Worten

Questões relacionadas com a transparência do sistema de recomendação

O sistema de recomendação ajuda-me a compreender a razão pela qual os itens são sugeridos. *

1 2 3 4 5

Discordo totalmente Concordo totalmente

O sistema de recomendação dá-me a oportunidade de rever as minhas preferências. *

1 2 3 4 5

Discordo totalmente Concordo totalmente

O sistema de recomendação dá-me mais controlo na definição das minhas preferências. *

1 2 3 4 5

Discordo totalmente Concordo totalmente

Compreendo por que motivo os produtos me foram recomendados. *

1 2 3 4 5

Discordo totalmente Concordo totalmente

F- Intenção de compra no website da Worten

Para cada uma das seguintes afirmações, selecione o seu grau de concordância, de acordo com a escala de Linkert de 1 (Discordo totalmente) a 5 (Concordo totalmente).

Pretendo comprar produtos recomendados no website num futuro próximo. *

1 2 3 4 5

Discordo totalmente Concordo totalmente

Tenho vontade de comprar os produtos que são sugeridos no website. *

1 2 3 4 5

Discordo totalmente Concordo totalmente

As recomendações no website não aumentam a minha intenção de compra em relação aos produtos apresentados. *

1 2 3 4 5

Discordo totalmente Concordo totalmente

As recomendações no website têm uma influência positiva nas minhas decisões de compra. *

1 2 3 4 5

Discordo totalmente Concordo totalmente

Eu compraria os produtos recomendados no website se tivesse dinheiro. *

1 2 3 4 5

Discordo totalmente Concordo totalmente

Não tenho intenção de adquirir os produtos recomendados no website. *

1 2 3 4 5

Discordo totalmente Concordo totalmente

É provável que eu compre alguns dos produtos recomendados no website. *

1 2 3 4 5

Discordo totalmente Concordo totalmente

Tenho a intenção de comprar os produtos sugeridos no website. *

1 2 3 4 5

Discordo totalmente Concordo totalmente

As recomendações no website têm uma influência negativa nas minhas decisões *
de compra.

1 2 3 4 5

Discordo totalmente Concordo totalmente

G-Hábitos de compra no website da Worten

Para cada uma das seguintes afirmações, selecione a opção com a qual mais se identifica com os seus hábitos.

Quantas vezes já realizou compras no website da Worten? *

- 1 vez
- Entre 2 a 5 vezes
- Entre 6 a 10 vezes
- Mais de 10 vezes

Que tipo de produtos compra online com mais frequência? *

- Electrodomésticos
- Computadores e Portáteis
- Telemóveis e Smartphones
- Consolas e Videojogos
- Fotografia e Câmaras
- Casa e Decoração
- Fitness
- Outra: _____

OBRIGADA

Considero que estas recomendações deste website permitem-me encomendar produtos concebidos à medida das minhas necessidades. *

1 2 3 4 5

Discordo totalmente Concordo totalmente

De um modo geral, as recomendações deste website são feitas à medida para a minha situação. *

1 2 3 4 5

Discordo totalmente Concordo totalmente

As recomendações deste website fazem-me sentir que sou consumidor único. *

1 2 3 4 5

Discordo totalmente Concordo totalmente

Eu acredito que as recomendações deste website são customizadas às minhas necessidades. *

1 2 3 4 5

Discordo totalmente Concordo totalmente