

CENTRO UNIVERSITÁRIO UNIDADE DE ENSINO SUPERIOR DOM BOSCO
CURSO ENGENHARIA DE SOFTWARE

LUIZ GUSTAVO RIBEIRO DE OLIVEIRA ARANHA

**ESTUDO DE CASO SOBRE A INFLUÊNCIA DAS INDICAÇÕES NA DECISÃO DE
CONSUMO ONLINE NA NETFLIX ATRAVÉS DE ALGORITMOS DE
PERSONALIZAÇÃO**

São Luís

2023

LUIZ GUSTAVO RIBEIRO DE OLIVEIRA ARANHA

**ESTUDO DE CASO SOBRE A INFLUÊNCIA DAS INDICAÇÕES NA DECISÃO DE
CONSUMO ONLINE NA NETFLIX ATRAVÉS DE ALGORITMOS DE
PERSONALIZAÇÃO.**

Monografia apresentada ao Curso de Engenharia de Software do Centro Universitário Unidade de Ensino Superior Dom Bosco como requisito parcial para obtenção do grau de Bacharel em Engenharia de Software.

Orientador: Daniel Herrera de Oliveira Lemos.

São Luís

2023

Dados Internacionais de Catalogação na Publicação (CIP)
Centro Universitário - UNDB / Biblioteca

Aranha, Luiz Gustavo Ribeiro de Oliveira

Estudo de caso a influência das indicações na decisão de consumo online na Netflix através de algoritmos de personalização. / Luiz Gustavo Ribeiro de Oliveira Aranha. ____ São Luís, 2023.

58 f.

Orientador: Prof. Esp. Daniel Herrera de Oliveira Lemos.
Monografia (Graduação em Engenharia de Software) –
Curso de Engenharia de Software - Centro Universitário
Unidade de Ensino Superior Dom Bosco – UNDB, 2023.

1. Algoritmos de personalização. 2. Recomendações.
3. Inteligência Artificial. 4. Comportamento do consumidor.
5. Netflix. I. Título.

CDU 004.42

LUIZ GUSTAVO RIBEIRO DE OLIVEIRA ARANHA

**ESTUDO DE CASO SOBRE A INFLUÊNCIA DAS INDICAÇÕES NA DECISÃO DE
CONSUMO ONLINE NA NETFLIX ATRAVÉS DE ALGORITMOS DE
PERSONALIZAÇÃO**

Monografia apresentada ao Curso de Engenharia de Software do Centro Universitário Unidade de Ensino Superior Dom Bosco como requisito parcial para obtenção do grau de Bacharel em Engenharia de Software.

Aprovada em: ____/____/____.

BANCA EXAMINADORA:

Prof. Esp. Daniel Herrera de Oliveira Lemos.

Especialista em Ciência de Dados - Unidade de Ensino Superior Dom Bosco - UNDB
Centro Universitário Unidade de Ensino Superior Dom Bosco (UNDB)

Prof. Me. Alisson Jorge Silva Almeida

Mestre em Inteligência Artificial – Universidade Federal do Maranhão - UFMA
Centro Universitário Unidade de Ensino Superior Dom Bosco (UNDB)

Prof. Me. Arlison Wady Sousa Martins

Mestre em Ciência da Computação – Universidade Federal do Maranhão - UFMA
Centro Universitário Unidade de Ensino Superior Dom Bosco (UNDB)

Dedico a minha mãe, meu pai,
minha família.

AGRADECIMENTOS

Gostaria de expressar meus sinceros agradecimentos a todos que contribuíram para a conclusão deste trabalho de conclusão de curso. Agradeço ao meu orientador Daniel Herrera de Oliveira Lemos, pelo seu valioso suporte, orientação e insights ao longo deste processo. Agradeço também à minha família, amigos e colegas de curso pelo seu constante incentivo e apoio. Agradeço aos participantes da pesquisa por sua colaboração e disposição em compartilhar suas experiências. Agradeço aos professores e demais membros do corpo docente por compartilharem seu conhecimento. Agradeço à instituição de ensino por proporcionar um ambiente propício ao aprendizado. Agradeço a todos que contribuíram e torceram pelo meu sucesso. Suas contribuições foram fundamentais para tornar este trabalho possível e enriquecedor. Expresso minha profunda gratidão a todos vocês.

RESUMO

Este trabalho de conclusão de curso investiga a influência das recomendações personalizadas feitas por algoritmos de inteligência artificial nas decisões de consumo de bens e serviços online. Para embasar essa análise, utilizamos como base os dados experimentais do estudo "Decoding Decisions: The Messy Middle of Purchase Behavior" do Google, que explora a ciência cognitiva e as influências que afetam as decisões dos consumidores. Além disso, destacamos o estudo de caso da Netflix e seus algoritmos de personalização, que se mostraram eficientes na influência das decisões de consumo. Ao longo do trabalho, foram explorados os diversos fatores que afetam as decisões de consumo, levando em consideração as mudanças no comportamento dos consumidores.

Palavras-chave: Algoritmos de personalização. Recomendações. Inteligência Artificial. Comportamento do consumidor. Netflix.

ABSTRACT

This research aims to investigate the influence of personalized recommendations made by artificial intelligence algorithms on the decision-making process of online consumption of goods and services. The study focuses on the case of Netflix and its recommendation system algorithms. Furthermore, it explores various influences that impact consumer decisions and factors that lead to changes in consumer behavior. To support the analysis, the experimental data from the Google study "Decoding Decisions: The Messy Middle of Purchase Behavior" on cognitive science and decision influences were utilized. Additionally, the study emphasizes the effectiveness of personalized algorithms in influencing consumer decisions. Throughout the research, a comprehensive examination of the multiple factors influencing consumer decisions was conducted, taking into account the evolving nature of consumer behavior.

Keywords: Personalization algorithms. Recommendations. Artificial Intelligence. Consumer behavior. Netflix.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1: Exemplos da interface de simulação	34
Figura 2: Caminho da compra	35
Figura 3: Influências sobre caminho da compra	36

LISTA DE GRÁFICOS

Gráfico 1: Experimento marca vs marca	33
Gráfico 2: Transferência de preferência da primeira para a segunda escolha de marca após a introdução da segunda marca, na categoria de carros (SUV).	37
Gráfico 3: Heurísticas de categoria testadas: "uso mensal ilimitado" e "atendimento ao cliente dedicado". Transferência de preferência da marca de primeira escolha para a marca de segunda escolha - análise de heurísticas de categoria, categoria de provedor de banda	39
Gráfico 4: Execuções do poder do gratuito testadas: "dia grátis - 3 dias pelo preço de 2" e "limpeza de carro gratuita". Transferência de preferência da primeira escolha para a segunda escolha - análise do poder do gratuito, categoria de aluguel de carros.	40
Gráfico 5: Transferência de preferência da marca de primeira escolha para a marca de segunda escolha após a introdução da marca de segunda escolha, categoria de xampus..	41
Gráfico 6: Transferência de preferência da marca de primeira escolha para a marca de segunda escolha - análise de aplicação dos seis viés ou tendências, categoria de xampu..	41
Gráfico 7: Sobre a frequência de consumo online.....	46
Gráfico 8: Sobre influência de indicações em plataformas.	47
Gráfico 9: Quais critérios são mais importantes para você na escolha de um filme ou série	48
Gráfico 10: Quais critérios são mais importantes para você na escolha de um filme ou série.	49
Gráfico 11: Influência das Indicações e Recomendações da Netflix na Decisão de Consumo de Filmes e Séries.	50
Gráfico 12: Concordância com a influência das indicações da Netflix nas escolhas de filmes e séries.....	51
Gráfico 13: Opiniões sobre o Impacto das Indicações e Recomendações da Netflix no Consumo de Filmes e Séries Online.	52

LISTA DE QUADROS

Quadro 1: Linhas de pensamento.....	17
--	-----------

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

TCC	Trabalho de Conclusão de Curso
IA	Inteligência Artificial

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	13
1.1	METODOLOGIA.....	14
1.2	OBJETIVO GERAL	15
1.3	OBJETIVOS ESPECÍFICOS.....	15
1.4	JUSTIFICATIVA	15
2	EVOLUÇÃO DA INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL E SEUS EFEITOS SOCIAIS CULTURAIS E COMERCIAIS ..	16
2.1	Origem e significado da Inteligência Artificial.....	16
2.1.1	Do significado.....	16
2.1.2	Da Origem	19
2.2	Machine Learning.....	20
2.6	Informação e algoritmos de personalização	25
3	DIFERENTES INFLUÊNCIAS SOBRE A TOMADA DECISÕES DE CONSUMO DE BENS E SERVIÇOS ONLINE	28
3.1	<i>Google</i> , tomada de decisões e padrões	28
3.2	Análise prática	31
3.3	Caminho das decisões.....	34
3.4	Influências sobre as decisões.	37
3.5	Manipulação direta	38
4	RESULTADOS E DISCUSSÕES.....	42
4.1	Netflix	42
4.2	Algoritmos de indicação.....	43
5	CONSIDERAÇÕES FINAIS.....	53
	REFERÊNCIAS.....	55

1 INTRODUÇÃO

No contexto atual do mercado, o consumo de bens e serviços online tem experimentado um crescimento significativo. Com o surgimento de novas tecnologias e serviços, a competição pelo interesse do consumidor tem levado as empresas a buscar novas formas de oferecer seus serviços, proporcionando uma experiência personalizada, de acordo com os interesses e necessidades de cada consumidor. Para enfrentar esses desafios, muitas empresas têm recorrido à utilização da inteligência artificial, com o objetivo de analisar as necessidades dos consumidores e criar padrões e soluções de atendimento que atendam às suas demandas. No entanto, diante das diversas formas de utilização da inteligência artificial e das diferentes tecnologias disponíveis, surgiu um novo problema: Qual a melhor maneira de aplicar as tecnologias de inteligência artificial na experiência dos clientes? Quais são as vantagens de implementá-las? Quais fatores afetam as decisões de consumo dos clientes?

A inteligência artificial, baseada em algoritmos e modelos matemáticos, possui diferentes tipos de sistemas, como aprendizado de máquina, redes neurais, processamento de linguagem natural e robótica, que podem personalizar a experiência do cliente utilizando dados sobre seus hábitos de compra e preferências. Isso aumenta a satisfação e fidelidade à marca. Segundo a pesquisa Zendesk *Cx Trends* de 2023, 80% dos consumidores consideram a experiência de consumo tão relevante quanto os produtos ou serviços oferecidos, e 63% esperam que as empresas utilizem inteligência artificial para personalizar suas experiências. Além disso, a IA permite a coleta e análise de feedback em tempo real, possibilitando ajustes estratégicos embasados nos clientes. (ZENDESK, 2023)

Diante disso, este trabalho busca explorar como a inteligência artificial transforma a experiência do cliente, destacando os benefícios, desafios e impactos éticos dos algoritmos de personalização, a fim de identificar a melhor maneira de utilizar essas tecnologias para promover uma experiência do cliente positiva e alinhada às suas necessidades e interesses.

Os fatores que afetam as decisões de consumo dos clientes são diversos e complexos. Para entender o comportamento do consumidor, é necessário considerar aspectos culturais, sociais, pessoais, psicológicos, medos, tendências, financeiros, opiniões de outros consumidores, demográficos e o momento econômico. A cultura,

os costumes e os interesses de cada pessoa são elementos fundamentais a serem considerados, assim como o círculo social no qual o consumidor está inserido. Características pessoais, como idade, necessidades, estilo de vida e ocupação, também influenciam nas decisões de compra. Além disso, fatores psicológicos, como aspectos emocionais, traços de personalidade e padrões de pensamento, desempenham um papel importante. O medo pode impactar as escolhas do consumidor, seja por experiências negativas anteriores ou preocupações relacionadas à segurança. Acompanhar as tendências é essencial para entender o comportamento do consumidor, já que elas moldam as preferências e influenciam as decisões de compra. É fundamental estar atento a todos esses fatores para compreender e atender às necessidades dos clientes de forma eficaz. (SILVA, 2022)

1.1 METODOLOGIA

Para a elaboração deste Trabalho de Conclusão de Curso (TCC), foi adotada uma abordagem metodológica que envolveu uma revisão de literatura como ponto de partida. Inicialmente, foram exploradas bases teóricas disponíveis em artigos científicos, monografias, jornais e revistas, bem como a documentação relacionada ao tema em estudo. Em seguida, foi realizada uma pesquisa quantitativa com a participação de 93 voluntários, com o objetivo de coletar dados que pudessem demonstrar a capacidade de influência dos algoritmos de personalização na tomada de decisão dos usuários da Netflix. Os dados coletados foram tratados e apresentados de forma visual, por meio de gráficos, visando uma melhor exposição dos resultados obtidos. Ressalta-se que a amostra obtida, embora tenha sido considerada suficiente para a análise proposta, apresentou algumas limitações devido a restrições de tempo e recursos.

As questões elaboradas para a pesquisa foram, em sua maioria, de caráter quantitativo, uma vez que o objetivo era obter respostas que pudessem ser quantificadas e analisadas estatisticamente por meio de informações numéricas (INSTITUTO PHD, 2015).

1.2 OBJETIVO GERAL

O objetivo do presente trabalho é demonstrar através de exemplos, resultado de pesquisas e definições a influência da utilização de tecnologias de inteligência artificial no comportamento de consumo de bens e serviços online, contextualizando com uma análise de caso da Netflix.

1.3 OBJETIVOS ESPECÍFICOS

- Demonstrar as diferentes tecnologias ligadas a inteligência artificial e como podem ser utilizadas para influenciar o consumidor;
- Demonstrar e esclarecer a lógica por trás do comportamento de compra e tomada de decisão do consumidor; e
- Realizar um estudo de caso e pesquisa sobre a utilização da tecnologia de algoritmos de personalização pela Netflix e como afeta seus clientes.

1.4 JUSTIFICATIVA

Diante da crescente demanda do mercado por experiências personalizadas no consumo online, impulsionada pelo crescimento do comércio eletrônico. A utilização da inteligência artificial apresenta-se como uma estratégia promissora para atender às necessidades dos clientes, analisando seus padrões de consumo e proporcionando soluções de atendimento personalizadas. No entanto, surgem desafios quanto à melhor aplicação dessas tecnologias e aos fatores que influenciam as decisões de compra dos consumidores. Portanto, o objetivo deste trabalho é explorar como a inteligência artificial transforma a experiência do cliente, considerando seus benefícios, desafios e impactos éticos, visando identificar a forma mais eficiente de utilizar essas tecnologias para promover uma experiência positiva e alinhada às necessidades dos clientes

2 EVOLUÇÃO DA INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL E SEUS EFEITOS SOCIAIS CULTURAIS E COMERCIAIS

Neste capítulo, examinaremos a evolução da inteligência artificial (IA) e seus efeitos nos domínios social, cultural e comercial. A IA tem progredido significativamente, possibilitando o desempenho de tarefas antes exclusivas dos humanos. Compreender essas transformações é essencial para abordar a IA e como tem afetado os pensamentos e decisões tomados na sociedade atual.

2.1 Origem e significado da Inteligência Artificial

Significado e Origem da Inteligência Artificial". O objetivo é discorrer sobre as origens e diferentes definições que o campo recebeu ao longo de sua trajetória histórica, além de demonstrar as origens e os primeiros trabalhos desenvolvidos nesse campo.

2.1.1 Do significado

Para Sichman (2021). É importante destacar que não há uma definição acadêmica precisa para a IA. Ela é considerada um ramo da ciência e engenharia da computação que busca desenvolver sistemas computacionais capazes de resolver problemas. Esses sistemas empregam uma variedade de técnicas e modelos, dependendo do problema em questão. Portanto, é inadequado utilizar expressões como "a IA da empresa X"; seria mais apropriado, embora menos cativante, dizer "um sistema da empresa X que utiliza técnicas de IA". Essa clareza conceitual é fundamental para evitar generalizações inadequadas e compreender adequadamente o campo da IA.

Para Russell e Norvig (2013). A inteligência artificial tem compreendido diversas definições diferentes ao longo de sua história o que gerou quatro dimensões ou estratégias do estudo de inteligência artificial, como exposto na seguinte imagem.

Quadro 1: Linhas de pensamento

Pensando como um humano	Pensando racionalmente
<p>“O novo e interessante esforço para fazer os computadores pensarem (...) <i>máquinas com mentes</i>, no sentido total e literal.” (Haugeland, 1985)</p> <p>“[Automatização de] atividades que associamos ao pensamento humano, atividades como a tomada de decisões, a resolução de problemas, o aprendizado...” (Bellman, 1978)</p>	<p>“O estudo das faculdades mentais pelo uso de modelos computacionais.” (Charniak e McDermott, 1985)</p> <p>“O estudo das computações que tornam possível perceber, raciocinar e agir.” (Winston, 1992)</p>
Agindo como seres humanos	Agindo racionalmente
<p>“A arte de criar máquinas que executam funções que exigem inteligência quando executadas por pessoas.” (Kurzweil, 1990)</p> <p>“O estudo de como os computadores podem fazer tarefas que hoje são melhor desempenhadas pelas pessoas.” (Rich and Knight, 1991)</p>	<p>“Inteligência Computacional é o estudo do projeto de agentes inteligentes.” (Poole <i>et al.</i>, 1998)</p> <p>“AI... está relacionada a um desempenho inteligente de artefatos.” (Nilsson, 1998)</p>

Fonte: (RUSSELL; NORVIG, 2013, p. 2, Tradução: MACEDO. Regina Célia).

Historicamente essas quatro dimensões continuam a serem seguidas, cada uma delas por pessoas diferentes com métodos diferentes o que gerou a diferentes métodos de abordagem no desenvolvimento de inteligência artificial. (RUSSELL; NORVIG, 2013)

I. Seguindo a linha "Pensando como humano", o desafio é desenvolver uma inteligência artificial capaz de pensar como um ser humano. Newell e Simon (1961) destacam a importância de entender como os seres humanos pensam para usar essa teoria em um programa de computador. Isso pode ser alcançado por meio da introspecção, experimentos psicológicos e imagens cerebrais. O objetivo é que, se os comportamentos da IA coincidirem com os comportamentos humanos correspondentes, isso será evidência de que alguns dos seus mecanismos também podem estar agindo como seres humanos. No trabalho do GPS (General Problem Solver), Allen Newell e Herbert Simon priorizaram comparar os passos de raciocínio com os passos realizados por seres humanos, em vez de focar apenas na resolução correta do problema. (RUSSELL; NORVIG, 2013)

II. A linha "Agindo como seres humanos" tem como objetivo criar uma inteligência artificial capaz de agir como um ser humano. Alan Turing propôs o teste de Turing em 1950, que se tornou um marco importante na IA. O teste consiste em um interrogador humano que não consegue distinguir se as respostas são dadas por

uma pessoa ou por uma IA. Para passar no teste, o computador precisa demonstrar habilidades como processamento de linguagem natural, representação de conhecimento, raciocínio automatizado e aprendizado de máquina. O teste de Turing total inclui interação física direta, exigindo habilidades de visão computacional e robótica. Embora o teste de Turing seja relevante até hoje, os pesquisadores acreditam que é mais importante estudar os princípios básicos da inteligência do que apenas passar no teste. Assim como os textos de engenharia aeronáutica não têm como objetivo criar máquinas que voem exatamente como pombos, a IA busca compreender e reproduzir os aspectos essenciais da inteligência humana. (RUSSELL; NORVIG, 2013)

III. A linha "Pensando racionalmente" explora o raciocínio lógico como uma abordagem para a IA. O estudo do raciocínio lógico remonta a Aristóteles e sua codificação do "pensamento correto" por meio dos silogismos. A lógica se tornou fundamental na computação com o desenvolvimento de uma notação precisa para declarações sobre o mundo e suas relações. No entanto, essa abordagem enfrenta desafios, como a dificuldade de expressar conhecimento informal em termos formais exigidos pela notação lógica, especialmente quando o conhecimento não é completamente certo. Além disso, há limitações computacionais para resolver problemas na prática, mesmo que o programa seja capaz de resolvê-los em teoria. (RUSSELL; NORVIG, 2013)

IV. A linha "Agindo racionalmente" propõe um conceito de agente racional, buscando o melhor resultado possível ou o melhor resultado esperado diante da incerteza. O agente computacional age autonomamente, percebe o ambiente, persiste por um período prolongado, se adapta a mudanças e persegue metas. A abordagem baseada nas "leis do pensamento" prioriza As quatro linhas ou dimensões de pensamento acabam se dividindo no geral em dois focos diferentes onde as linhas I e III buscam trabalhar com o pensamento e raciocínio, tanto lógico quanto humano, enquanto as linhas II e IV trabalham com a ação do agente computacional e sua fidelidade comparado ao desempenho humano ao executar ações ou tarefas chegando a conclusões racionais. (RUSSELL; NORVIG, 2013)

Rich e Knight (1991), em abordagem contaria, trazem a perspectiva de que, em vez de se concentrar em fornecer uma definição precisa da Inteligência Artificial (IA), é mais apropriado explorar os principais objetivos dessa área. Segundo eles, a IA busca desenvolver sistemas capazes de realizar tarefas que atualmente são melhor executadas por seres humanos ou que não possuem soluções algorítmicas viáveis utilizando a computação convencional. Essa abordagem amplia nossa compreensão da IA e destaca sua intenção de ultrapassar as habilidades humanas, abrindo caminho para soluções inovadoras e eficientes em diversas áreas. Ao adotarmos essa perspectiva, podemos visualizar a IA como uma força impulsionadora da evolução tecnológica e transformação social, expandindo nossas possibilidades de avanço e impacto positivo na sociedade.

2.1.2 Da Origem

O primeiro trabalho importante no campo da Inteligência Artificial (IA) foi realizado por Warren McCulloch e Walter Pitts em 1943. Para desenvolver esse trabalho, eles se basearam no conhecimento da fisiologia dos neurônios, na lógica proposicional e na teoria da computação de Turing. Propuseram um modelo de neurônios artificiais capazes de realizar cálculos computacionais e implementar conectivos lógicos por meio da alteração de estado entre "ligado" e "desligado". Além disso, sugeriram que redes neurais apropriadas poderiam aprender. Donald Hebb, em 1949, apresentou uma regra de atualização simples para modificar as conexões entre neurônios, conhecida como aprendizado de Hebb. Marvin Minsky e Dean Edmonds construíram o SNARC, o primeiro computador de rede neural, em 1950. Alan Turing também teve uma visão importante sobre a IA, propondo o teste de Turing, aprendizado de máquina, algoritmos genéticos e aprendizado por reforço. Esses trabalhos foram fundamentais para o desenvolvimento da IA. (RUSSELL; NORVIG, 2013)

Outra figura influente no campo da IA foi John McCarthy, que organizou um seminário de dois meses no Dartmouth College em 1956. O objetivo era estudar a possibilidade de construir máquinas capazes de simular a aprendizagem e inteligência humana. McCarthy reuniu pesquisadores interessados em autômatos, redes neurais e estudo da inteligência, incluindo Minsky, Shannon e Rochester. Eles buscavam descobrir como fazer as máquinas usar a linguagem, resolver problemas complexos

e se aperfeiçoar. Acreditavam que um grupo de cientistas trabalhando juntos poderia obter avanços significativos em um ou mais desses problemas. (RUSSELL; NORVIG, 2013)

Durante o seminário, Allen Newell e Herbert Simon, da Carnegie Tech, se destacaram com o programa de raciocínio chamado *Logic Theorist* (LT). O programa demonstrou a capacidade de pensar não numericamente e resolver teoremas do livro *Principia Mathematica* de Russell e Whitehead. Embora o seminário de Dartmouth não tenha trazido inovações em si, apresentou os principais personagens da IA uns aos outros, e os próximos 20 anos seriam dominados por eles e seus colegas. A IA se tornou um campo separado devido à sua abordagem de reproduzir faculdades humanas e à metodologia única de construir máquinas autônomas em ambientes complexos. (RUSSELL; NORVIG, 2013)

2.2 Machine Learning

Com o avanço no campo de Inteligência artificial e a complexidade de sua implementação e estudo várias subáreas foram nascendo como forma de forca o estudo para soluções de problemas específico, a maioria dessas subáreas surgiram através dos requisitos do teste de Turing, sendo algumas elas, processamento de linguagem natural, representação de conhecimento, raciocínio automatizado e aprendizado de máquina, como outras tais como visão computacional planejamento automatizado entre outros. Das subáreas que surgiram com o avanço do tempo a que mais tem chamado atenção é a de aprendizado de máquina ou *Machine Learning* que tem como foco a criação de algoritmos que tem a capacidade de aprender com suas experiencias e interações em seu ambiente situado. (RUSSELL; NORVIG, 2013)

2.2.1 O que é *Machine Learning* e como funciona

Quando se trata de algoritmos de aprendizado, é importante lembrar que eles são sequências de instruções que resolvem problemas computacionais, transformando uma entrada em uma saída desejada. Esses procedimentos são aplicáveis em diversas áreas tecnológicas, como programação, processamento de imagens e reconhecimento de voz. Por exemplo, a ordenação de elementos, como uma lista de números desordenados, é uma tarefa comum que possui vários

algoritmos disponíveis. No entanto, existem também tarefas sem algoritmos definidos, como a classificação de mensagens de e-mail em spam e não-spam. Para solucionar esse problema, podemos utilizar algoritmos de aprendizado de máquina, treinados com dados que permitem a identificação de padrões e a classificação precisa das mensagens. (ALPAYDIN, 2010)

A classificação de mensagens de e-mail em spam e não-spam é um desafio complexo. Embora saibamos qual é a entrada (o e-mail) e a saída desejada (a classificação correta), transformar a entrada na saída desejada não é simples. No entanto, podemos recorrer ao uso de dados para enfrentar esse problema. Ao compilar um conjunto de mensagens de exemplo, classificadas como spam ou não-spam, podemos treinar algoritmos de aprendizado de máquina a reconhecer padrões nos dados de entrada e gerar regras para a classificação de novas mensagens. Esse uso de dados como fonte de conhecimento tem se mostrado cada vez mais relevante na era da informação, possibilitando a solução eficiente de problemas anteriormente considerados insolúveis. (ALPAYDIN, 2010)

Com o avanço da tecnologia e a capacidade de armazenar e processar grandes quantidades de dados, tornou-se possível obter informações valiosas a partir desses dados. Empresas como redes de supermercados, por exemplo, coletam dados de transações diárias, incluindo informações sobre clientes, produtos e quantidades vendidas. Com esses dados, eles podem tentar prever quais clientes provavelmente comprariam produtos específicos, permitindo que eles ajustem seus esforços de marketing e venda de acordo. No entanto, para descobrir as respostas para essas perguntas, é necessário extrair informações úteis dos dados. Embora não saibamos exatamente como as pessoas tomam decisões de compra, sabemos que existem padrões nos dados. Portanto, é possível utilizar algoritmos para analisar os dados e encontrar esses padrões para obter informações valiosas sobre o comportamento do consumidor. (ALPAYDIN, 2010)

Ainda sobre o aprendizado e utilização Sichman et al., (2016) traz que:

Sistemas de busca de informação e de recomendação de produtos são parte de nossa experiência cotidiana. Tais produtos aprendem a partir de dados e decidem com base em regras e em experiências passadas. O sistema financeiro também depende fortemente de programas com capacidade de raciocínio e decisão, que hoje comandam grandes investimentos em bolsas ao redor do mundo. Usamos hoje também sistemas de diagnóstico automático, sistemas comerciais de análise e organização de documentos e até mesmo veículos aéreos não tripulados (drones) para fins pacíficos e militares.

A aplicação do aprendizado de máquina a grandes bancos de dados é cada vez mais relevante em diversas áreas, como varejo, finanças, manufatura, medicina, telecomunicações e ciência. Essa abordagem permite construir uma aproximação que explique parte dos dados e faça previsões precisas para o futuro próximo. A mineração de dados, que aplica métodos de aprendizado de máquina a grandes bancos de dados, é uma ferramenta valiosa para construir modelos simples com alto poder de previsão. Além disso, o aprendizado de máquina é uma parte essencial da inteligência artificial, permitindo que sistemas em constante evolução aprendam e se adaptem sem a necessidade de prever e solucionar todas as situações possíveis. Um exemplo evidente é o reconhecimento facial, no qual um programa de aprendizado captura o padrão específico de uma pessoa para reconhecê-la em uma imagem. A capacidade do aprendizado de máquina em detectar padrões é fundamental para sua aplicação em diversas áreas e pode oferecer soluções valiosas para problemas complexos. (ALPAYDIN, 2010)

O *Machine Learning* é o processo de programar computadores para melhorar o desempenho em tarefas específicas, com base em exemplos ou experiências passadas. (ALPAYDIN, 2010)

Esse processo envolve definir um modelo com parâmetros e executar um programa de computador para otimizar esses parâmetros usando dados de treinamento ou experiências anteriores. O modelo pode ser preditivo, fazendo previsões para o futuro, ou descritivo, obtendo insights e conhecimento dos dados, ou ambos. O *Machine Learning* baseia-se na teoria estatística, já que a tarefa principal é fazer inferências a partir de uma amostra. Na prática, a ciência da computação desempenha um papel fundamental no treinamento do modelo, por meio de algoritmos para resolver problemas de otimização e processar e armazenar grandes

quantidades de dados. Uma vez que o modelo é treinado, é necessário que sua representação e solução algorítmica para inferência sejam eficientes. Em algumas aplicações, a eficiência do algoritmo de aprendizado ou inferência, em termos de tempo e espaço de execução, é tão importante quanto sua precisão preditiva. (ALPAYDIN, 2010)

2.3 Do Aprendizado

Com o exposto sobre o aprendizado de máquina e algoritmos capazes de aprender fica claro a importância da capacidade da máquina de aprender para que seja capaz de se aperfeiçoar trazendo sempre as melhores soluções para os problemas os quais é exposto nesse sentido Faceli et al. (2011) traz que:

Para isso, essas técnicas deveriam ser capazes de criar por si próprias, a partir da experiência passada, uma hipótese, ou função, capaz de resolver o problema que se deseja tratar. Um exemplo simples é a descoberta de uma hipótese na forma de uma regra ou conjunto de regras para definir que clientes de um supermercado devem receber material de propaganda de um novo produto, utilizando para isso dados de compras passados dos clientes cadastrados na base de dados do supermercado. A esse processo de indução de uma hipótese (ou aproximação de função) a partir da experiência passada dá-se o nome de Aprendizagem de Máquina (AM). FACELI et al., 2011, p. 2).

O aprendizado de máquina ganhou com o passar dos anos diversos modelos de aprendizado e tem como seus dois principais modelos o aprendizado supervisionado, aprendizado não supervisionado. (GOODFELLOW et al., 2016)

Segundo Alpaydin (2010), o aprendizado por reforço é um terceiro tipo de aprendizado de máquina que é menos comumente usado em comparação com o aprendizado supervisionado e não supervisionado. No entanto, o aprendizado por reforço é extremamente útil para aprender como agir ou se comportar quando sinais ocasionais de recompensa ou punição são recebidos. Nesse tipo de aprendizado, um agente é colocado em um ambiente onde ele deve aprender a realizar ações que maximizem a recompensa recebida e minimizem a punição. Essa abordagem é especialmente útil para problemas em que o feedback é atrasado ou esparsamente distribuído no tempo, como jogos de tabuleiro ou robótica. O aprendizado por reforço tem sido aplicado em diversas áreas, como jogos, robótica, finanças, publicidade e até mesmo na criação de sistemas de recomendação personalizados.

2.4 Aprendizado Supervisionado

Segundo Alpaydin, (2010) o aprendizado supervisionado é um modelo treinado com dados rotulados para aprender a fazer previsões ou classificações trabalhando assim com uma ideia de classes. O aprendizado de classe é uma das tarefas mais importantes na aprendizagem de máquina e é um tipo de aprendizado supervisionado, no qual um algoritmo é treinado para classificar objetos em categorias pré-definidas. Por exemplo, suponha que queremos aprender a classe de um "carro familiar". Para isso, coletamos exemplos de carros e pedimos para um grupo de pessoas rotulá-los como exemplos positivos ou negativos de carros familiares. Aprendizagem em classe é encontrar uma descrição que seja compartilhada por todos os exemplos positivos e nenhum dos exemplos negativos. Nesse exemplo, após discussões com especialistas da área, chegou-se à conclusão de que o preço e a potência do motor são características que podem separar um carro familiar de outros carros.

Assim, esses dois atributos são as entradas para o reconhecedor de classe. para Russell E Norvig, (2013) um exemplo de tarefa do modelo de aprendizagem supervisionada com a análise de uma função com o objetivo é encontrar uma hipótese h que se aproxime da função verdadeira f que gera as saídas y a partir das entradas x . O processo começa com um conjunto de treinamento de N pares de exemplos de entrada e saída $(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_n, y_n)$, onde cada y_j é gerado por $f(x)$.

Aprendizagem é uma busca através do espaço de hipóteses possíveis por aquela que terá um bom desempenho, mesmo em novos exemplos além do conjunto de treinamento. Para medir a precisão de uma hipótese, fornecemos um conjunto de testes de exemplos que são distintos do conjunto de treinamento. Uma hipótese generaliza bem se prevê corretamente o valor de y para novos exemplos. Quando a saída y é de um conjunto finito de valores, o problema da aprendizagem é chamado de classificação. Se houver apenas dois valores possíveis, é uma classificação booleana ou binária. Quando y é um número, o problema de aprendizagem é chamado de regressão. A solução de um problema de regressão é encontrar uma expectativa condicional ou valor médio de y , já que a probabilidade de encontrarmos exatamente o número de valor real certo para y é zero. Às vezes, a função f é estocástica e o que temos que aprender é uma distribuição de probabilidade condicional, $P(Y|x)$. situado. (RUSSELL; NORVIG, 2013)

2.5 Aprendizado não supervisionado

O aprendizado não supervisionado no qual o modelo é treinado com dados não rotulados para encontrar padrões ou estruturas nos dados. No modelo não supervisionado, só são fornecidos dados de saída, sem qualquer entrada. O objetivo é descobrir estruturas interessantes nos dados, o que é chamado de descoberta do conhecimento. Nesse caso, formaliza-se a tarefa como uma estimativa de densidade, ou seja, criar modelos da forma $p(x|\theta)$. Ao contrário do aprendizado supervisionado, não se sabe qual é a saída desejada para cada entrada. (GOODFELLOW et al., 2016)

O aprendizado não supervisionado é considerado mais típico do aprendizado humano e animal e é mais amplamente aplicável, uma vez que não requer um especialista humano para rotular manualmente os dados, que são caros para adquirir e contêm relativamente pouca informação. O professor de ML Geof Hinton afirmou que o aprendizado humano é muito mais baseado no aprendizado não supervisionado do que no aprendizado supervisionado, pois quando estamos aprendendo a ver, ninguém nos diz quais são as respostas certas - só olhamos. Isso exige a aquisição de uma grande quantidade de informações diretamente das entradas e destaca a importância da abordagem não supervisionada na aprendizagem de máquina. (GOODFELLOW et al., 2016)

2.6 Informação e algoritmos de personalização

Para Frohmann (1995), E quando pensamos nos fluxos de informação que nos cercam, sejam eles culturais, acadêmicos, financeiros, industriais, comerciais, institucionais ou suas muitas combinações, percebemos que eles possuem formas e estruturas específicas. Portanto, vamos chamar qualquer sistema ou rede mais ou menos estável em que a informação flui por canais determináveis de produtores específicos, por meio de estruturas organizacionais específicas, para consumidores ou usuários específicos de um regime de informação. Radiodifusão, distribuição de filmes, publicação acadêmica, bibliotecas, fluxos de dados transfronteiriços, a emergente *infobahn*: todos esses são nós de redes de informação ou elementos de regimes específicos de informação.

Segundo Laurentiz (2010) a forma como utilizamos a rede e as informações mudou ao passarmos para web 3.0:

Enquanto na Web 2.0, ao acionarmos um mecanismo de busca (“search engines”), obtemos uma lista de respostas para aquilo que procuramos, a Web 3.0 dará um passo além, e o sistema será capaz de processar as informações, filtrando a lista de respostas encontradas a partir dos interesses solicitados, à procura da informação mais relevante ao problema lançado. Na verdade, estaríamos falando de um “mecanismo de decisão”, considerando que este teria autonomia para algumas resoluções durante o processo. Assim, relevância, autonomia, decisão são palavras-chave para os novos procedimentos da web. Entretanto, muitas mudanças já haviam sido previstas por ninguém menos que Theodor Nelson, aquele que cunhou os termos Hipertexto e Hipermídia, nas décadas de 50–60, e depois, em 80, questionou esses mesmos sistemas, principalmente quanto ao modo de armazenar e distribuir a informação. (p. 18)

Os algoritmos desempenham um papel cada vez mais importante na seleção das informações consideradas de maior relevância para nós, um aspecto fundamental da nossa participação na vida pública. Conforme ressaltado por Gillespie (2018), essas ferramentas de busca nos auxiliam na navegação por grandes bases de dados e pela web, permitindo que encontremos de forma eficiente o conteúdo desejado. Além disso, os algoritmos de recomendação desempenham um papel significativo ao mapear nossas preferências em relação a outros usuários, proporcionando sugestões de fragmentos novos ou esquecidos da cultura. Em plataformas de redes sociais, esses algoritmos gerenciam nossas interações, destacando as novidades de determinados amigos enquanto excluem as novidades de outros, de acordo com nossos históricos de interações e preferências. Esse contexto evidencia o impacto dos algoritmos na filtragem e personalização das informações que recebemos, influenciando nossa visão de mundo e nossas interações online. Portanto, compreender o funcionamento desses algoritmos e suas implicações torna-se essencial para uma análise crítica do papel da tecnologia em nossa sociedade.

Os algoritmos desenvolvidos para identificar o que está em destaque, o que é considerado uma tendência ou o que está sendo mais discutido oferecem apenas uma visão superficial dos dados disponíveis. Esses algoritmos não apenas nos auxiliam na busca por informações, mas também nos fornecem os meios para saber o que está disponível para ser conhecido e como podemos acessá-lo. Eles nos permitem participar de discussões sociais e políticas e nos familiarizar com os públicos

aos quais pertencemos. Além disso, esses algoritmos desempenham um papel central na gestão dos fluxos de informação dos quais dependemos, com o poder de influenciar e atribuir significados, controlando como a informação é percebida pelos usuários, configurando a 'distribuição do sensível'. (LANGLOIS, 2010)

À medida que incorporamos as ferramentas computacionais como nossos principais meios de expressão e passamos a abranger não apenas a matemática, mas toda a informação "digital", submetemos o discurso e o conhecimento humano a essas lógicas procedimentais que sustentam a computação. Tal adoção traz implicações específicas quando utilizamos algoritmos para selecionar o que é considerado mais relevante a partir de um corpus de dados composto pelos rastros de nossas atividades, preferências e expressões. Esses algoritmos, denominados algoritmos de relevância pública, estão, por meio dos mesmos procedimentos matemáticos, produzindo e certificando conhecimento. A avaliação algorítmica da informação, portanto, representa uma lógica de conhecimento particular, embasada em suposições específicas sobre o que é o conhecimento e como devemos identificar seus componentes mais relevantes. O fato de estarmos recorrendo a algoritmos para identificar o que precisamos saber é tão marcante quanto ter recorrido a especialistas credenciados, ao método científico, ao senso comum ou à palavra de Deus. (GILLESPIE 2018)

Segundo Langlois, (2010):

Problemas como autoria, censura e relevância de conteúdo estão sugerindo novas formas de ação e envolvimento coletivo. Estilos, padronizações e design gráfico estão sendo remodelados pela hipermídia adaptativa, que oferece ao usuário a escolha e a definição de seus próprios interesses e preferências. E "agentes inteligentes", programas especializados, passam a mediar ações e a definir tarefas a partir de novas formas de categorizações e filtragem de informações.(LAURENTIZ, 2010, p. 25, grifos nossos)

Com o progresso contínuo da internet, é importante ter em mente que seremos continuamente expostos a uma variedade de opções que serão cada vez mais personalizadas e dependentes de curadoria, seja essa curadoria feita por seres humanos ou por algoritmos (DREYER ,2017).

3 DIFERENTES INFLUÊNCIAS SOBRE A TOMADA DE DECISÕES DE CONSUMO DE BENS E SERVIÇOS ONLINE

Neste tópico, serão explorados os diversos fatores que exercem influência direta nas decisões de consumo. Por meio de uma análise de um estudo realizado pelo *Google*, será possível compreender as diversas formas pelas quais o consumo pode ser influenciado e manipulado, especialmente no ambiente online, assim como os impactos dessas influências no mercado.

Foi utilizado como principal fonte de informação neste tópico a pesquisa da empresa *Google* “*Decoding Decisions Making Sense of The Messy Middle*”, (2020), realizado por Alistair Rennie, Jonny Protheroe, Claire Charron e Gerald Breatnach.

3.1 *Google*, tomada de decisões e padrões

No contexto das decisões de compra, pode ser tentador propor que o grau de racionalidade aumenta com o tamanho e a importância da compra. No entanto, como qualquer pessoa que já comprou um carro, uma casa ou uma viagem cara sabe, o momento em que o negócio é fechado ainda pode estar repleto de emoções complexas. E no outro extremo da escala, mesmo uma compra aparentemente funcional e de baixo custo, como a compra de um xampu favorito, pode ser motivada por considerações emocionais ou racionais, dependendo do indivíduo. E, é claro, ainda mais confuso entre razão e emoção está a publicidade - especialmente o branding. As marcas muitas vezes buscam cultivar uma conexão emocional com os consumidores - na verdade, muitas pessoas abertamente descrevem amar ou odiar uma determinada marca. Essas associações, muitas vezes ligadas à nossa percepção de nós mesmos e às nossas aspirações de quem queremos ser, são uma fonte poderosa de mudança comportamental por si só. (RENNIE et al., 2020)

Com base nessa ideia a empresa *Google* em seu experimento “*Decoding Decisions Making Sense of The Messy Middle*” (2020) procura analisar e identificar os padrões relacionados a tomadas de decisões como exposto no seguinte parágrafo: (RENNIE et al., 2020)

“Para projetar um experimento que analisasse como o comportamento é influenciado durante as fases cruciais de exploração e avaliação do nosso modelo, foi necessário elaborar uma lista de vieses da ciência comportamental para testar. Para isso, os Arquitetos Comportamentais recorreram à literatura acadêmica da ciência comportamental. Ao longo de mais de 50 anos, a disciplina codificou cerca de 300 princípios que explicam o funcionamento consciente e inconsciente da mente humana. Obviamente, nem todos os 300 são relevantes para o tipo de tomada de decisão que estamos explorando aqui, então, durante uma revisão minuciosa, a equipe reduziu a lista para seis tendências que estão intimamente associados às fases de exploração e avaliação do nosso modelo.” (tradução nossa).

Segundo Ribeiro(2020) o estudo intitulado "*Decoding Decisions: Making sense of the messy middle*" aborda a jornada de compra do cliente no contexto digital e destaca a importância de compreender os novos hábitos de consumo para desenvolver uma estratégia eficaz de marketing de conteúdo. O *Google* define o processo entre a decisão e a execução de compra como um "espaço desordenado" e ressalta que a jornada do consumidor não é linear, variando de acordo com cada persona. O estudo enfatiza a necessidade de as marcas fornecerem informações relevantes e confiáveis para auxiliar os consumidores em sua tomada de decisão, incentivando uma estratégia de marketing de conteúdo. Além disso, destaca princípios fundamentais para todas as marcas, como presença online, adaptação ao comportamento do consumidor, agilidade no processo de decisão e equipe preparada para gerir a presença online.

Este estudo determinou seis tendências que influenciam na tomada de decisões sendo elas: (RENNIE et al., 2020)

1. **As heurísticas de categoria** são atalhos ou regras práticas que nos auxiliam a tomar uma decisão rápida e satisfatória dentro de uma determinada categoria. Um exemplo seria focar na quantidade de megapixels (MP) da câmera ao comprar um smartphone ou na quantidade de gigabytes (GB) de dados incluídos em um contrato de telefone celular. Os psicólogos de Princeton, Shah e Oppenheimer, descobriram que as heurísticas reduzem o esforço cognitivo por meio dos seguintes impactos na tomada de decisão:

- Examinar menos informações
- Depender de informações de fácil acesso
- Simplificar a ponderação das informações
- Integrar menos informações no processo de decisão

- Considerar menos alternativas no geral.

2. O viés de autoridade descreve a tendência de alterar nossas opiniões ou comportamentos para se alinharem aos daqueles que consideramos autoridades em determinado assunto. Quando estamos incertos, tendemos a seguir o exemplo de pessoas que consideramos especialistas credíveis e conhecedoras, e, portanto, podemos usar a visão de uma autoridade como um atalho mental. Em um experimento, foram escaneados os cérebros de 24 estudantes universitários enquanto tomavam decisões financeiras. Se os estudantes recebessem conselhos de um renomado economista, os escaneamentos mostraram que as partes do cérebro responsáveis pela tomada de decisões apresentavam menos atividade, pois os estudantes transferiam a carga do processo decisório para o especialista.

3. A prova social, proposta pelo psicólogo Robert Cialdini, descreve a tendência de copiar o comportamento e as ações de outras pessoas em situações de ambiguidade ou incerteza. A internet digitalizou as avaliações e recomendações boca a boca, facilitando muito para as pessoas confiarem na prova social como um atalho para a tomada de decisões. Às vezes, estamos conscientes disso, por exemplo, quando dedicamos tempo para ler avaliações de consumidores, mas muitas vezes somos influenciados de forma inconsciente. Por exemplo, sem pensar, podemos clicar em um anúncio que inclui uma classificação de quatro ou cinco estrelas, atraídos pelo que parece ser uma escolha popular.

4. O poder do agora descreve o fato de que tendemos a querer as coisas agora, em vez de mais tarde. Os seres humanos têm uma predisposição para viver no presente - nossa sobrevivência evolutiva dependia de nossa capacidade de lidar com os problemas do aqui e agora, em vez de nossa capacidade de planejar para o futuro. Isso explica por que muitas pessoas acham desafiador economizar para o futuro. O "poder do agora" também explica o sucesso de downloads instantâneos ou entrega em 24 horas em comparação com ter que esperar para obter um produto.

5. O viés da escassez é baseado no princípio econômico de que recursos raros ou limitados são mais desejáveis. Como afirma Robert Cialdini: "O princípio da

escassez se baseia em nossa fraqueza por atalhos". A escassez geralmente se manifesta de três formas:

- Limitação de tempo: quando há um prazo limite para a disponibilidade de um produto, cria-se uma data-limite que faz as pessoas agirem antes que o tempo acabe.
- Limitação de quantidade: suprimentos limitados ou raros são percebidos pelas pessoas como uma ameaça à sua liberdade de escolha, desencadeando uma reação de lutar contra a ameaça e manter o acesso ao recurso.
- Acesso limitado: significa acesso limitado a recursos como informações, grupos ou espaços. A censura faz com que as pessoas atribuam um valor maior às características restritas, pois a exclusividade as faz sentir especiais.

6. O poder do gratuito descreve o fato de que há algo especial no preço zero. A demanda por um produto ou serviço é significativamente maior quando o preço é exatamente zero, em comparação com um preço ligeiramente maior que zero. Em seu livro "Previsivelmente Irracional", o economista comportamental Dan Ariely escreve sobre um estudo no qual as pessoas tinham a opção de escolher entre duas ofertas. Uma era um vale-presente da *Amazon* no valor de U\$10, totalmente gratuito, enquanto a outra era um vale-presente de U\$20 que poderia ser adquirido por apenas U\$7. Mais pessoas escolheram o vale-presente de U\$10, mesmo a outra opção oferecendo um valor superior. O poder do gratuito pode ser considerado como um gatilho emocional - uma fonte de excitação irracional que pode ser crucial para persuadir o consumidor a tomar uma decisão de compra.

3.2 Análise prática.

Embora não seja uma lista exaustiva de todos os vieses envolvidos, nosso conjunto de seis representa alguns dos princípios mais poderosos identificados na literatura, todos adequados para testes em grande escala. Além disso, possui a vantagem de abranger implementações que variam desde simples alterações de texto até decisões mais complexas de merchandising e logística. Sobre isso Mattei e Oliveira (2006) traz que o conjunto de fatores psicológicos combinados a determinadas características do consumidor leva a processos de decisões de compra.

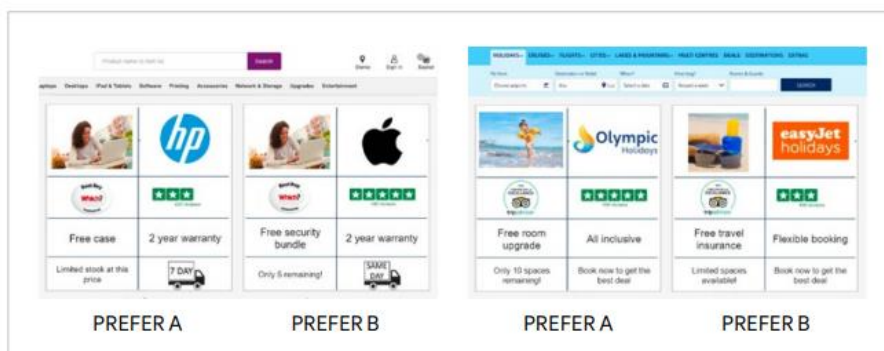
O objetivo do profissional de marketing é compreender o que acontece no consciente desse comprador, entre a chegada do estímulo externo e a decisão de compra. Há inúmeros fatores psicológicos que influenciam a reação do consumidor aos estímulos de marketing, tais como a motivação, a aprendizagem e a memória.

Seguindo a definição das principais tendências que influenciarão na decisão de compra a *Google* então realizou um experimento para medir a preferência de marca versus marca em uma situação equilibrada e testar o poder de cada viés em alterar a preferência de marcas favoritas para marcas menos favoritas. Argumentamos no início deste capítulo que qualquer decisão de compra, desde escolher uma hipoteca até comprar seu xampu favorito, pode conter elementos tanto racionais quanto emocionais. Em certas circunstâncias, o piloto e o elefante podem eventualmente chegar ao mesmo destino, mas tendo percorrido caminhos muito diferentes. Para testar se o impacto da preferência de marca e do viés cognitivo permanece estável em diferentes categorias, selecionamos 31 produtos que representam uma ampla gama de riscos, complexidade e investimento emocional e financeiro, abrangendo vários setores e verticais importantes, incluindo viagens, serviços financeiros, bens de consumo embalados, varejo e serviços públicos. (RENNIE et al., 2020)

Para se adquirir mais dados sobre os aspectos que influenciam na decisão de compra a *Google* realizou um experimento com resultados baseados em compra online. Para garantir a familiaridade dos participantes com compras online, foram selecionadas pessoas que já haviam comprado no maior varejista online do Reino Unido e utilizado o mecanismo de busca mais popular do país. Foram excluídos aqueles que já haviam decidido qual produto comprar e buscando apenas participantes que estivessem em busca do produto apresentado na simulação. Foram recrutados 1.000 compradores em cada categoria, totalizando uma amostra de 31.000 compradores em busca de produtos. Cada participante completou 10 simulações de compra dentro de uma categoria específica. Os resultados dos testes são indicativos e não devem substituir testes rigorosos no mercado real: (RENNIE et al., 2020)

Figura 1: Exemplos da interface de simulação.

Figure 2



Examples of the simulation interface, taken from the laptops and package holidays categories.

Fonte: *Decoding Decisions The Messy Middle of Purchase Behavior* (2020) Acesso em: <https://www.thinkwithgoogle.com/_qs/documents/10221/Decoding_Decisions_The_Messy_Middle_of_Purchase_Behavior_1.pdf>

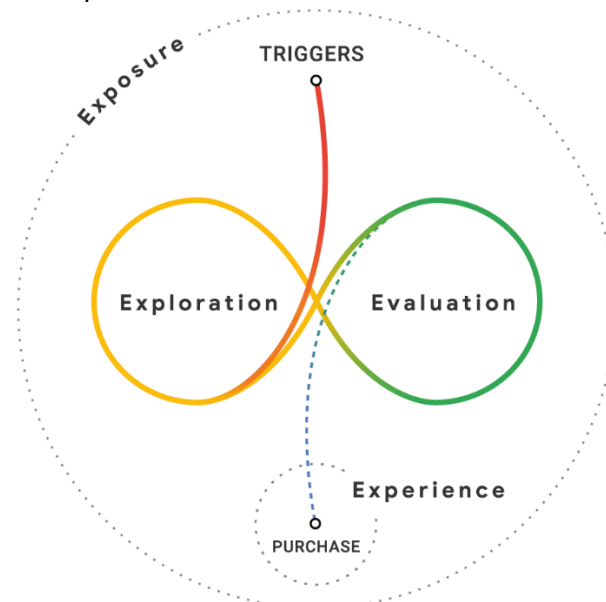
O site foi projetado seguindo as convenções de navegação de varejistas conhecidos, sem identificação de marca específica na interface do usuário. Os compradores foram apresentados a duas caixas contendo logotipos de marcas e informações do produto. Foram utilizados princípios de ciência comportamental para testar diferentes variações, como classificações por estrelas e tipos de recomendação. Essas expressões foram modeladas com base em exemplos reais, de forma básica. Os compradores foram instruídos a escolher sua preferência, seguindo um processo semelhante ao de uma compra real. A partir dos resultados obtidos, foi possível avaliar o impacto de cada elemento e combinação de elementos, permitindo quantificar o aumento ou diminuição da preferência pela marca. (RENNIE et al., 2020)

3.3 Caminho das decisões.

Thompson (2020) em sua análise sobre *“Decoding Decisions The Messy Middle of Purchase Behavior”* afirma que consumidores online não seguem um caminho típico de compra. Em vez disso, há uma rede confusa de pontos de contato que abrange as etapas de Exposição, Exploração, Avaliação e Experiência. A Exposição engloba tudo o que os consumidores veem ou ouvem sobre um produto ou categoria, desde anúncios, depoimentos, boca-a-boca até informações encontradas em diversos meios, online e offline. Antes de tomar uma decisão de compra, os consumidores exploram suas opções, ampliam seu conhecimento e consideram várias alternativas, passando então para a fase de avaliação, onde reduzem suas escolhas. Esses

processos mentais distintos são caracterizados pela natureza expansiva da exploração e pela natureza reativa da avaliação. A Experiência do cliente, por sua vez, está fora desse "meio confuso" e diz respeito à interação e satisfação do cliente com o produto ou serviço adquirido, podendo ser manifestada por meio de avaliações online ou outros tipos de feedback. Uma experiência negativa pode levar os clientes a abandonarem completamente uma determinada categoria de produtos ou serviços. Compreender essa dinâmica complexa é fundamental para desenvolver estratégias de marketing eficazes no ambiente online.

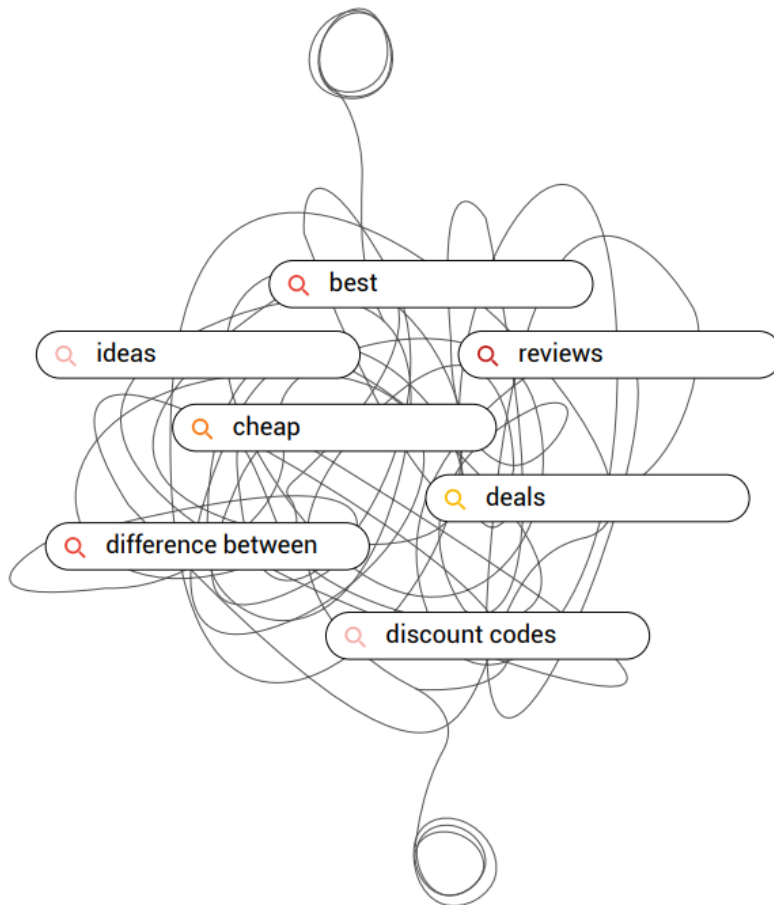
Figura 2: Caminho da compra



Fonte: *Decoding Decisions The Messy Middle of Purchase Behavior* (2020)

Uma análise mais profunda foi capaz de examinar e quantificar como a modificação ou inclusão de elementos individuais ou combinações deles afetou a preferência do consumidor em relação a determinada marca. Durante o processo de compra, foi observado que a jornada do consumidor envolveu uma série de etapas, nas quais ele explorava e avaliava diferentes opções antes de tomar sua decisão final. Ao compreender essas dinâmicas, foi possível identificar o impacto específico de cada elemento na preferência do consumidor, permitindo uma compreensão mais precisa dos fatores que influenciam suas escolhas. O caminho de compra do consumidor observado se assemelhava a algo como: (THOMPSON, 2020)

Figura 3: Influências sobre caminho da compra



Fonte: *Decoding Decisions The Messy Middle of Purchase Behavior* (2020)

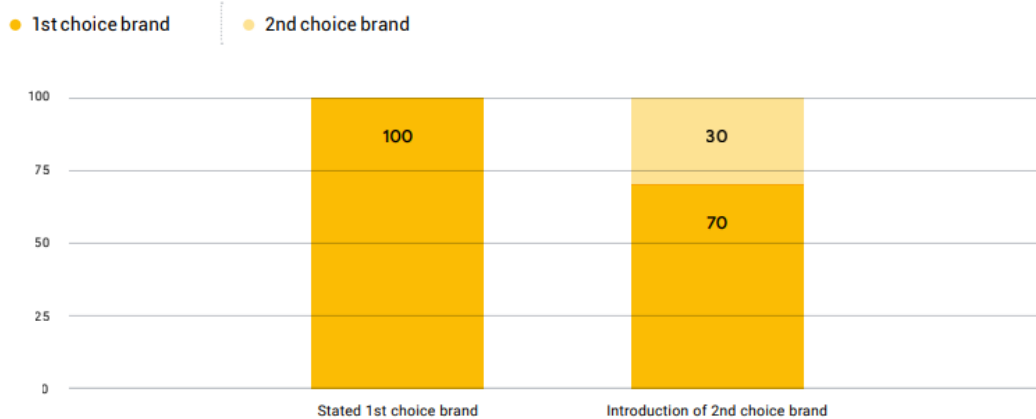
Nesta análise, serão explorados sete principais modificadores de busca: "ideas", "best", "difference between", "cheap", "deals", "reviews" e "discount codes". A ordem em que esses sete modificadores são listados é intencional. Embora não seja possível classificar estritamente uma consulta de pesquisa como exploratória ou avaliativa, podemos pelo menos conjecturar que algumas pesquisas têm uma intenção mais expansiva de coleta de informações, enquanto outras são mais reativas e esclarecedoras. (RENNIE et al., 2020)

No caminho entre o gatilho no início e a efetivação da compra no final, os consumidores percorrem uma complexa rede de rotas até sua decisão de compra, que incluem uma variedade de canais e plataformas. Esses canais abrangem desde motores de busca, sites de avaliação, compartilhamento de vídeos, portais, mídias sociais, sites de comparação, fóruns, grupos de interesse, sites de varejistas, agregadores, blogs, sites de cupons, sites de marcas, editoras e murais de avisos - este é o chamado "espaço desordenado" da jornada de compra. (THOMPSON, 2020)

3.4 Influências sobre as decisões.

Implícita na estrutura do experimento (e no marketing em geral) está a ideia de que, para conquistar a preferência do consumidor em relação a uma marca concorrente, é necessário estar presente durante o processo de deliberação. Embora pareça óbvio, esse ponto fundamental não deve ser subestimado. E, como será observado, há um poder surpreendente em simplesmente aparecer no momento certo. Na primeira análise dos dados da simulação, as marcas de primeira e segunda preferência foram comparadas, mantendo todas as outras expressões dos vieses controladas estatisticamente para permanecerem neutras. (RENNIE et al., 2020)

Gráfico 2: Transferência de preferência da primeira para a segunda escolha de marca após a introdução da segunda marca, na categoria de carros (SUV).



Fonte: *Decoding Decisions The Messy Middle of Purchase Behavior* (2020)

Ao analisar o gráfico apresentado, fica evidente que a introdução de uma segunda marca favorita como opção resultou em uma mudança de preferência inicial de 30% dos compradores. É interessante destacar que, para muitos compradores, essa segunda marca também pode estar associada de forma positiva aos diversos fatores mencionados anteriormente. Surpreendentemente, simplesmente oferecer aos compradores a escolha da segunda marca foi suficiente para atrair 30% deles e desviá-los de sua opção inicial, mesmo levando em consideração a preferência declarada e o controle estatístico de outras variáveis. Esse resultado pode ser atribuído, em parte, à concorrência entre os poderosos conjuntos de associações presentes na mente do comprador na categoria de carros, que é caracterizada por marcas reconhecíveis. No entanto, é válido questionar como seria o resultado ao

analisar outra categoria igualmente disputada, mas com valores e atributos de marca distintos. (RENNIE et al., 2020)

Após estabelecer uma base para a mudança de preferência sem variação em nenhum dos vieses cognitivos, foi investigado o grau de alteração de preferência que poderia ser alcançado por meio da aplicação dos princípios da ciência comportamental identificados na revisão de literatura. Verificou-se que, em quase todos os casos, a prova social (expressa como avaliações de três estrelas em comparação com avaliações de cinco estrelas) se mostrou o viés comportamental mais poderoso, tendo o maior ou o segundo maior efeito em 28 das 31 categorias testadas. Portanto, é importante destacar que a evidência de que outros compradores tiveram uma experiência positiva com uma marca, produto ou serviço é extremamente persuasiva. A prova social de alta qualidade, como avaliações e comentários, pode ser difícil de criar do zero para os profissionais de marketing, uma vez que depende dos clientes compartilharem sua experiência pós-compra. No entanto, é possível evocar a prova social de forma simples e impactante por meio de afirmações no texto, como "a preferida da nação" ou "a escolha popular". Além disso, muitos dos vieses testados são ainda mais fáceis de serem implementados, não exigindo grandes volumes de avaliações dos clientes ou habilidades excepcionais na escrita. (RENNIE et al., 2020)

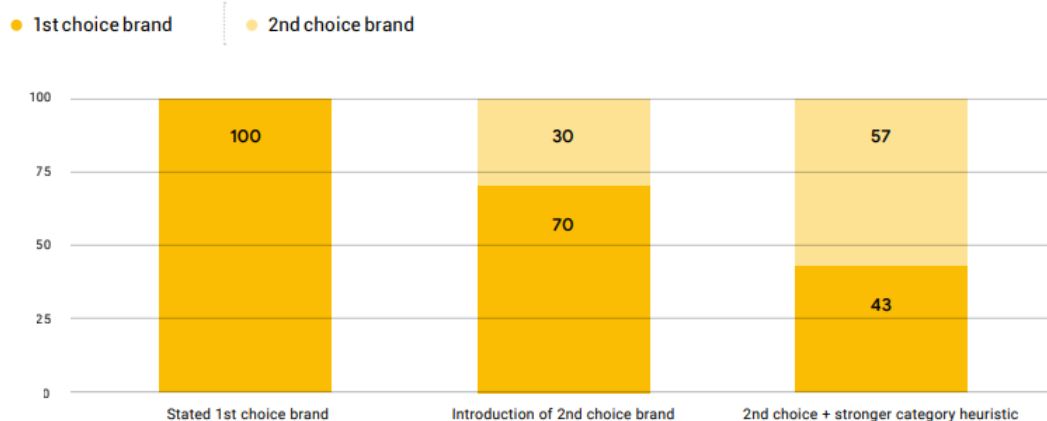
3.5 Manipulação direta

McCarthy (1960) foi o precursor do conceito dos quatro Ps: produto, preço, promoção e praça. Esses elementos desempenham um papel crucial no marketing, influenciando o comportamento do consumidor. O produto abrange não apenas bens tangíveis, mas também serviços, ideias e outras formas de mercadoria. O preço representa o valor que os clientes estão dispostos a pagar pelo produto, levando em consideração fatores como descontos e promoções. A promoção engloba as estratégias de comunicação utilizadas para destacar os pontos fortes do produto e persuadir os clientes a efetuarem a compra. Já a praça diz respeito às atividades que visam tornar o produto acessível aos consumidores-alvo.

O experimento de Rennie et al. (2020) testa ideia similar ao aplicar a heurística de categoria, que são poderosas e relativamente simples de implementar. Na simulação realizada, elas obtiveram o maior ou o segundo maior efeito em 14 das

31 categorias. De acordo com a literatura científica, as heurísticas de categoria são definidas como atalhos ou regras práticas que auxiliam as pessoas a tomarem decisões, fornecendo informações essenciais que ajudam a esclarecer as opções disponíveis, como a quantidade de memória em um laptop ou o número de quilates em um diamante. Para utilizar efetivamente as heurísticas de categoria, os profissionais de marketing precisam compreender quais características os consumidores mais associam a um determinado produto ou serviço, geralmente sendo aquela característica que eles valorizam mais. Por exemplo, ao analisar o segmento de banda larga, verificou-se que destacar as franquias de dados resultou na maior transferência na preferência do consumidor, afastando-a da marca inicialmente favorita (gráfico 3).

Gráfico 3: Heurísticas de categoria testadas: "uso mensal ilimitado" e "atendimento ao cliente dedicado". Transferência de preferência da marca de primeira escolha para a marca de segunda escolha - análise de heurísticas de categoria, categoria de provedor de banda

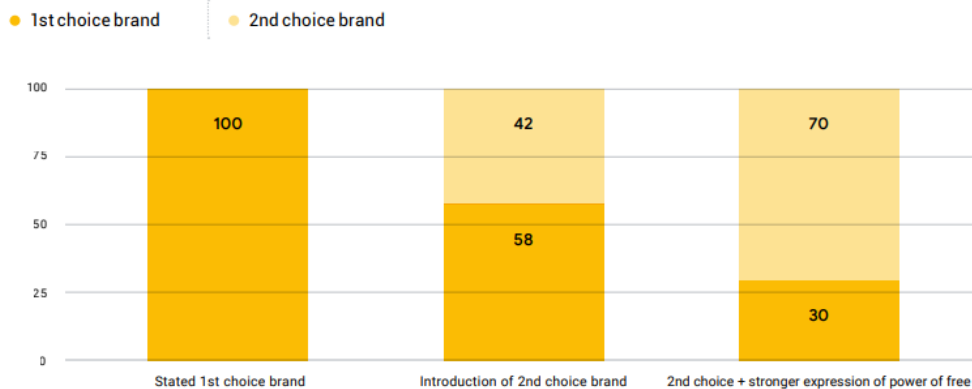


Fonte: *Decoding Decisions The Messy Middle of Purchase Behavior* (2020)

Também foi realizado o teste de uma seleção de vieses mais complexos, cuja implementação exigirá colaboração entre as áreas, especialmente quando houver possibilidade de aumento de custos. O poder do gratuito não se restringe apenas ao departamento de marketing, sendo necessário obter apoio de outras áreas, como finanças e merchandising, para aproveitar ao máximo esse recurso. No entanto, os esforços empregados nessa estratégia tendem a ser recompensados, conforme indicam nossos resultados de simulação, em que o poder do gratuito se mostrou uma influência significativa no comportamento do consumidor, obtendo o maior ou segundo maior efeito na transferência de preferência em 18 de 31 categorias avaliadas. No segmento de aluguel de carros, por exemplo, foi testado o poder do gratuito ao

oferecer uma limpeza gratuita para a marca favorita dos clientes, enquanto a segunda marca favorita oferecia um dia extra de aluguel gratuito. Esse efeito demonstrou ser o terceiro mais impactante entre todos os vieses testados, com uma transferência de 70% da preferência para longe da marca favorita (gráfico 4). (RENNIE et al., 2020)

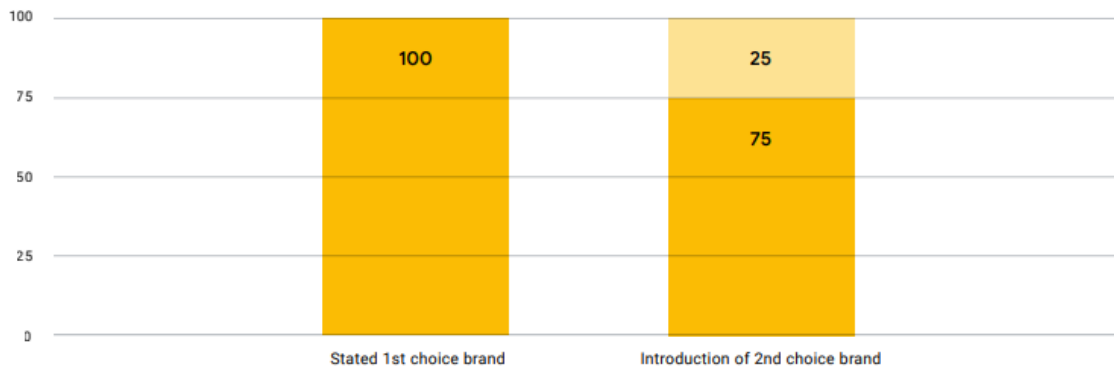
Gráfico 4: Execuções do poder do gratuito testadas: "dia grátis - 3 dias pelo preço de 2" e "limpeza de carro gratuita". Transferência de preferência da primeira escolha para a segunda escolha - análise do poder do gratuito, categoria de aluguel de carros.



Fonte: *Decoding Decisions The Messy Middle of Purchase Behavior* (2020)

Ao explorar diversas tendências comportamentais em diferentes categorias, é possível observar o quanto a preferência de marca pode ser influenciada quando as marcas de segunda escolha são fortalecidas com expressões impactantes nos seis vieses. Um exemplo interessante é a categoria de xampus, em que as marcas de primeira escolha se mostraram surpreendentemente resistentes quando a marca de segunda escolha foi introduzida, sofrendo uma perda de apenas 25% dos consumidores. Esse número é menor do que o observado em categorias de alto custo, como carros e hipotecas (gráfico 5). (RENNIE et al., 2020)

Gráfico 5: Transferência de preferência da marca de primeira escolha para a marca de segunda escolha após a introdução da marca de segunda escolha, categoria de xampus.

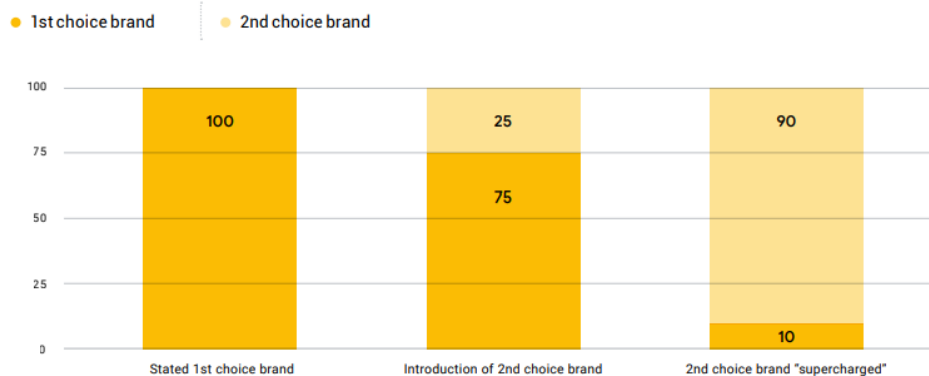


Fonte: *Decoding Decisions The Messy Middle of Purchase Behavior* (2020)

“Podemos especular que a razão para essa resistência pode ser que o xampu é um produto no qual, uma vez que uma marca confiável tenha sido identificada, as pessoas tendem a não trocar. Portanto, se considerarmos essa hipótese como ponto de partida, quanto de participação de preferência podemos retirar da marca favorita se utilizarmos todos os vieses à nossa disposição?

O resultado é impressionante (ou alarmante, dependendo do ponto de vista), com a marca de segunda escolha sendo capaz de capturar 90% da preferência da marca de primeira escolha quando potencializada com os seis vieses” (RENNIE et al., 2020 p. 69, tradução nossa)

Gráfico 6: Transferência de preferência da marca de primeira escolha para a marca de segunda escolha - análise de aplicação dos seis vieses ou tendências, categoria de xampu.



Fonte: *Decoding Decisions The Messy Middle of Purchase Behavior* (2020)

Ao analisar esse fato Thompson (2020) conclui que a percepção de valor supera a lealdade na maioria dos casos - "A segunda marca escolhida foi capaz de

atrair 90% da preferência da primeira marca quando potencializada com todos os seis vieses." Quanto maior a percepção de valor, maior a chance de compra.

Em suas considerações finais Thompson (2020) alerta que Empresas com grandes conjuntos de dados e modelos de IA mais avançados podem usar esses vieses para desequilibrar as balanças do capitalismo a seu favor, tornando praticamente impossível para outros players competirem. Notícias falsas, avaliações falsas, fãs falsos e influenciadores falsos, auxiliados por *bots* e algoritmos de IA automatizados, e carregados com esses vieses, podem proporcionar uma vantagem injusta para atores mal-intencionados que podem ameaçar a existência de algumas categorias e tornar a experiência de compra indesejável como um todo.

4 RESULTADOS E DISCUSSÕES

Nesta seção de Resultados e Discussões, serão apresentados os resultados de um estudo de caso que investigou as influências dos algoritmos de indicação na tomada de decisão dos consumidores no consumo de filmes e séries na plataforma Netflix. Para isso, foi elaborado um formulário no *Google* para a coleta de dados, seguido pelo processamento e análise dessas informações. O objetivo foi compreender como esses algoritmos influenciam as escolhas dos usuários e examinar a relação entre as recomendações personalizadas e as decisões de consumo. A discussão dos resultados permitirá explorar o contexto do problema e apresentar insights relevantes sobre a influência dos algoritmos na experiência do consumidor na plataforma Netflix.

4.1 Netflix

Com base no artigo da universidade de Ohio A Netflix foi fundada em 1997 por Marc Randolph e, ao longo dos anos, passou por várias transformações. Em 2007, lançaram a opção de streaming, ampliando sua oferta de conteúdo. Em 2019, a empresa tinha impressionantes 167 milhões de assinantes e receita de US\$ 1,87 bilhão. Além disso, a Netflix superou outras plataformas de streaming, como *Amazon Prime*, *Hulu* e *Disney Plus*, em número de assinantes. Seu sucesso pode ser atribuído ao algoritmo preciso que recomenda filmes e séries aos usuários, oferecendo uma ampla variedade de opções adaptadas aos seus gostos. A Netflix se tornou uma líder

global no mercado de streaming, com um catálogo diversificado e uma base sólida de assinantes em todo o mundo (*Ohio University, "How Netflix Uses Data to Pick Movies and Curate Content", 2022*).

Signorelli (2008) em seu artigo "Conheça o algoritmo por trás do sucesso da Netflix" afirma que a Netflix se destaca por sua habilidade em manter os espectadores engajados em sua plataforma, a ponto de seu CEO, *Reed Hastings*, afirmar que seu "único rival é o sono". Isso se deve, em grande parte, ao algoritmo de recomendação de filmes, documentários e séries, que é extremamente preciso. Além de sugerir os blockbusters que mais se adequam aos nossos gostos, o algoritmo também aposta em títulos menos conhecidos, mas que parecem perfeitos para cada usuário. Dessa forma, a Netflix é capaz de oferecer uma variedade de conteúdos que parecem ter sido personalizados para seus 125 milhões de assinantes em todo o mundo. Essa precisão do algoritmo de recomendação é fundamental para o sucesso da plataforma e contribui para a experiência positiva do consumidor ao explorar seu catálogo extenso e diversificado.

4.2 Algoritmos de indicação

Segundo Gomez-Uribe (2019) A Netflix utiliza um sistema de recomendação baseado em uma combinação de algoritmos que visa proporcionar uma experiência personalizada aos usuários. Reconhecendo que a escolha pode ser difícil e que os indivíduos tendem a ficar sobrecarregados quando confrontados com muitas opções, a plataforma entende que os seres humanos são ruins em fazer escolhas. O sistema de recomendação leva em consideração uma variedade de dados sobre o comportamento do usuário, como o dispositivo utilizado, o horário do dia, o dia da semana e até mesmo o local onde cada vídeo foi descoberto. Essa abordagem vai além da simples avaliação de estrelas e busca oferecer uma experiência completa e personalizada para cada usuário.

A Netflix utiliza uma variedade de algoritmos em seu sistema de recomendação para proporcionar uma experiência personalizada aos usuários. O algoritmo PVR (*Personalized Video Ranker*) é responsável por ordenar o catálogo de vídeos de forma personalizada para cada perfil de membro, levando em consideração diferentes filtros, como gênero. Esse algoritmo permite que diferentes membros visualizem linhas de gênero com vídeos completamente diferentes, de acordo com

suas preferências. Outro algoritmo importante é o *Top-N Video Ranker*, utilizado para o recurso "*Top Picks*", que realiza recomendações altamente personalizadas em todo o catálogo para cada membro. O algoritmo *Trending Now* é dinâmico e exibe vídeos populares com base em eventos externos ou tendências temporárias. O algoritmo *Continue Watching* classifica os títulos visualizados recentemente, levando em consideração sinais como o tempo decorrido desde a visualização e o ponto de abandono. O *Video-Video Similarity* (Sims) utiliza a similaridade entre vídeos para fornecer recomendações relacionadas. A geração de páginas de recomendações combina a saída de todos esses algoritmos, buscando uma seleção diversificada e relevante de linhas de recomendação para cada usuário. Além desses algoritmos, o sistema de recomendação do Netflix conta com o *Evidence Selection Ones*, que utiliza informações como classificação prevista por estrelas, sinopse, prêmios e imagens para auxiliar os membros na escolha dos vídeos mais adequados. Esses algoritmos trabalham em conjunto para criar uma experiência completa e personalizada na plataforma Netflix. (GOMEZ-URIBE, 2019)

Sobre a personalização da experiência a universidade de Ohio afirma que. A personalização da experiência na Netflix é abrangente e abarca diversos aspectos. A empresa personaliza não apenas as imagens, descrições de texto, *tags* e trailers de seus conteúdos, mas também adapta a quantidade de informações exibidas ao usuário durante a navegação, ajustando o tamanho das capas dos filmes e séries. Além disso, as recomendações de conteúdo são elaboradas de acordo com o histórico de visualização de cada dispositivo, proporcionando sugestões mais relevantes. A Netflix utiliza quatro modos distintos para construir suas recomendações: o modo de continuação, que incentiva o usuário a continuar assistindo a uma série em andamento; o modo de descoberta, que auxilia na busca por novos filmes ou séries a serem assistidos; o modo de lista, que destaca os títulos adicionados à seção "Minha Lista"; e o modo de reassistir, que permite ao usuário revisitar um conteúdo previamente assistido.

Sobre os efeitos da aplicação desses algoritmos Signorelli (2018) Afirma que:

O caso mais famoso, e um dos poucos sobre os quais a Netflix forneceu informações precisas, é o de "House of Cards": a primeira série original da plataforma, distribuída em 2013. A Netflix sabia, ainda antes de começar a filmar, que a produção seria um enorme sucesso (foi a mais vista nos Estados Unidos e em outros 40 países), porque o algoritmo havia previsto a alta aderência, quase como um oráculo, após analisar o big data fornecido pelos assinantes.

Vivemos em um mundo cada vez mais repleto de opções, onde somos constantemente confrontados com escolhas em todos os aspectos de nossas vidas, desde a mídia que consumimos, como vídeos, músicas e livros, até questões mais complexas que envolvem nossos gostos pessoais, como férias, aluguel, restaurantes e muito mais. Além disso, essas escolhas se estendem a áreas fundamentais, como saúde, planos de seguro, tratamentos médicos, pesquisas de emprego, educação, relacionamentos e tantos outros aspectos em que a decisão desempenha um papel crucial. Nesse contexto, é compreensível que as plataformas, como a Netflix, tenham desenvolvido sistemas de recomendação baseados na riqueza de dados disponíveis. Esses sistemas visam tornar algumas dessas escolhas mais gerenciáveis, orientando as pessoas em direção às melhores opções a serem consideradas, resultando em decisões mais acertadas. Pode-se dizer que essas plataformas assumem a responsabilidade de aliviar o fardo do sofrimento do indivíduo contemporâneo, oferecendo escolhas já personalizadas e orientadas para uma melhor tomada de decisão, embora essa visão possa ser considerada um tanto pretensiosa. (GOMEZ-URIBE,2022)

4.3 Da pesquisa

Neste estudo, foram adotadas abordagens de pesquisa para compreender a influência dos algoritmos na experiência do consumidor na plataforma Netflix. Para coletar dados relevantes, um formulário com sete perguntas foi elaborado utilizando a plataforma do Formulários *Google*, intitulado "Influência das Indicações de Filmes e Séries na Decisão de Consumo Online: Um Estudo sobre o Consumo de Bens e Serviços na Netflix". O formulário foi cuidadosamente projetado para obter informações sobre as percepções e comportamentos dos usuários em relação às recomendações algorítmicas fornecidas pela Netflix. Após a coleta dos dados, o

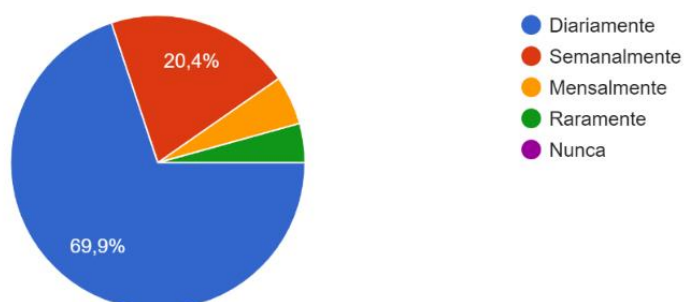
processo de processamento e análise foi conduzido. A análise dessas informações permitirá uma compreensão mais aprofundada da influência dos algoritmos na tomada de decisão dos consumidores na plataforma Netflix, contribuindo para um melhor entendimento do impacto dessas recomendações personalizadas no comportamento de consumo online.

4.4 Do Resultado

Nesta pesquisa foram coletadas 93 respostas o que possibilitou uma análise gráfica dos resultados. A primeira pergunta procura levantar dados sobre frequência de consumo, “Com que frequência você consome bens e serviços online?”.

Gráfico 7: Sobre a frequência de consumo online.

Com que frequência você consome bens e serviços online?
93 respostas



Fonte: Elaborado pelo autor

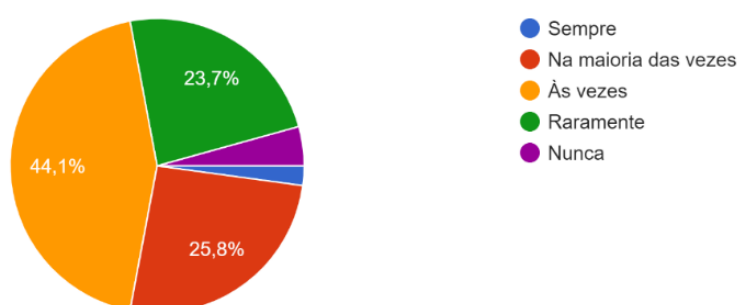
Após a análise das respostas dos 93 entrevistados, constatou-se que 69,9% deles responderam que consomem bens e serviços diariamente. Além disso, 20,4% dos entrevistados afirmaram que consomem semanalmente, enquanto 5,4% responderam que consomem mensalmente. Apenas 4,3% dos participantes afirmaram que consomem raramente, e nenhum deles respondeu que nunca consome. Essa amostra revela que o consumo de bens e serviços tem se tornado uma prática cotidiana, com mais de 90% dos entrevistados consumindo semanalmente. Esses resultados destacam a importância e a regularidade desse consumo na vida dos indivíduos, indicando que a plataforma Netflix e seus serviços desempenham um papel significativo na rotina dos usuários.

A segunda tem como objetivo levantar dados sobre o efeito de indicações de forma geral, “Ao decidir assistir a um filme ou série online, você leva em consideração as indicações feitas pelos sites/plataformas?”.

Gráfico 8: Sobre influência de indicações em plataformas.

Ao decidir assistir a um filme ou série online, você leva em consideração as indicações feitas pelos sites/plataformas?

93 respostas



Fonte: Elaborado pelo autor

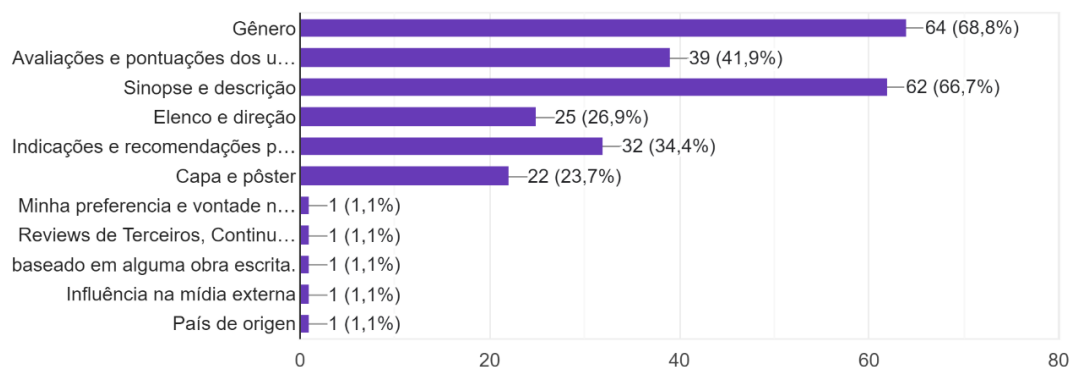
Após a análise das respostas dos 93 entrevistados, constatou-se que 44,1% deles responderam "às vezes" em relação à influência das indicações de filmes e séries na decisão de consumo. Além disso, 25,8% dos entrevistados afirmaram que isso ocorre "na maioria das vezes", enquanto 23,7% responderam "raramente". Por outro lado, apenas 4,3% dos participantes disseram que nunca são influenciados pelas indicações, e 2,2% afirmaram que sempre são influenciados. Esses resultados revelam que a indicação de filmes e séries em plataformas e sites de forma genérica tende a exercer influência na decisão do consumidor na hora de escolher o que assistir. Essa constatação ressalta a importância das recomendações personalizadas e direcionadas ao gosto do usuário, buscando atender às suas preferências e proporcionar uma experiência satisfatória na plataforma.

A pergunta três teve como objetivo definir alguns dos critérios comuns para seleção de filmes e séries, “Quais critérios são mais importantes para você na escolha de um filme ou série para assistir na Netflix? (selecione todas as opções que se aplicam)”

Gráfico 9: Quais critérios são mais importantes para você na escolha de um filme ou série

Quais critérios são mais importantes para você na escolha de um filme ou série para assistir na Netflix? (selecione todas as opções que se aplicam)

93 respostas



Fonte: Elaborado pelo autor

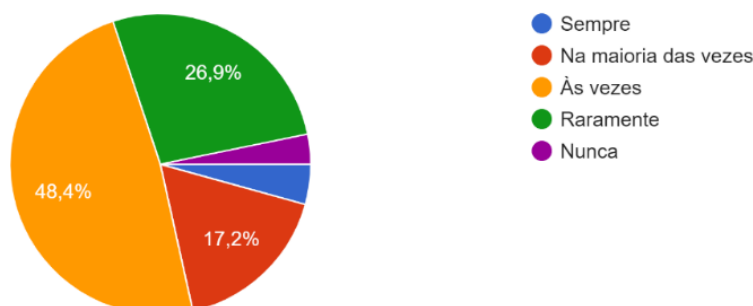
Ao analisar as opções disponibilizadas para resposta, observou-se que três delas apresentaram maior influência na decisão dos entrevistados. O gênero foi apontado por 68,8% dos participantes como um fator de influência, seguido pela sinopse e descrição, com 66,7%. Por último, as avaliações e pontuações dos usuários foram mencionadas por 41,9% dos entrevistados. Esses resultados indicam que fatores influenciáveis, como a avaliação e pontuação dos usuários, estão entre os três principais critérios considerados pelos indivíduos na escolha do que assistir na Netflix. Essa constatação ressalta a importância desses aspectos no processo de tomada de decisão dos consumidores na plataforma, contribuindo para uma experiência personalizada e alinhada às preferências individuais.

A quarta pergunta teve como objetivo avaliar a frequência da utilização da plataforma da Netflix pelos entrevistados, “Com que frequência você assiste a filmes e séries recomendados pela Netflix?”.

Gráfico 10: Quais critérios são mais importantes para você na escolha de um filme ou série.

Com que frequência você assiste a filmes e séries recomendados pela Netflix?

93 respostas



Fonte: Elaborado pelo autor

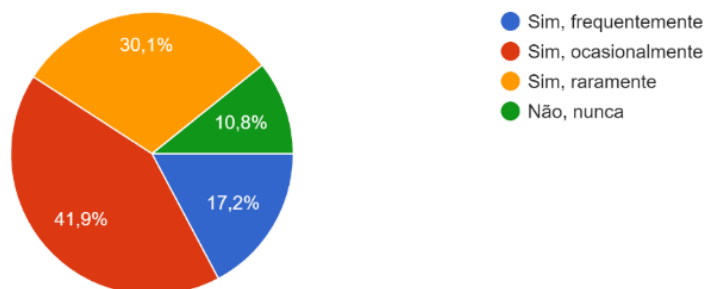
A análise dos dados coletados revela que, entre os entrevistados, 48,4% responderam que seguem as recomendações da plataforma "às vezes", enquanto 26,9% responderam que o fazem "raramente". Além disso, 17,2% dos entrevistados afirmaram seguir as recomendações "na maioria das vezes", enquanto 4,3% responderam que as seguem "sempre" e 3,2% afirmaram nunca seguir as recomendações. Essa amostra indica que, assim como na segunda pergunta, a maioria dos entrevistados tende a seguir as recomendações da plataforma. No caso da Netflix, observa-se uma tendência um pouco maior de seguir as recomendações, com um aumento na proporção de entrevistados que afirmam seguir as recomendações "sempre" e uma diminuição naqueles que dizem nunca segui-las. Esses resultados apontam para a relevância e influência das recomendações algorítmicas na tomada de decisão dos consumidores na plataforma Netflix.

A quinta pergunta teve como objetivo a busca de dados sobre a frequência que o usuário segue recomendações dadas pela plataforma "Você já tomou uma decisão de consumo de filmes ou séries influenciada pelas indicações e recomendações da Netflix?"

Gráfico 11: Influência das Indicações e Recomendações da Netflix na Decisão de Consumo de Filmes e Séries.

Você já tomou uma decisão de consumo de filmes ou séries influenciada pelas indicações e recomendações da Netflix?

93 respostas



Fonte: Elaborado pelo autor

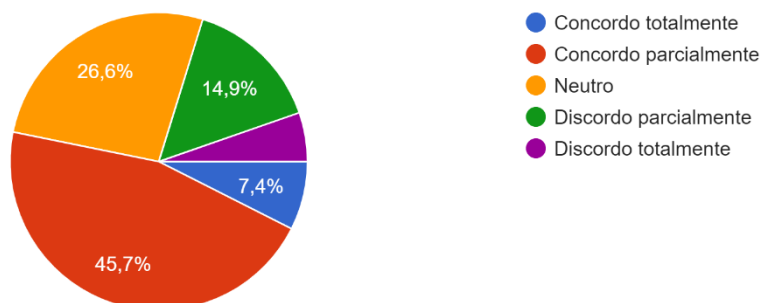
Após a coleta de dados com os 93 entrevistados, verificou-se que 17,2% deles responderam que frequentemente tomam decisões de consumo de filmes ou séries influenciadas pelas indicações e recomendações da Netflix. Além disso, 41,9% dos participantes responderam que ocasionalmente são influenciados, enquanto 30,1% afirmaram que raramente são influenciados. Por outro lado, 10,8% dos entrevistados responderam que nunca são influenciados pelas recomendações da plataforma. Esses resultados evidenciam que a maioria dos entrevistados é influenciada, em algum grau, pelas indicações e recomendações da Netflix ao tomar decisões de consumo de filmes ou séries. Isso ressalta a importância e o impacto das recomendações personalizadas oferecidas pela plataforma na escolha do conteúdo a ser assistido pelos usuários.

Na sexta pergunta se busca dados sobre a opinião dos entrevistados sobre os efeitos das indicações “Você acredita que as indicações feitas pela Netflix influenciam positivamente suas escolhas de filmes e séries?”.

Gráfico 12: Concordância com a influência das indicações da Netflix nas escolhas de filmes e séries.

Você acredita que as indicações feitas pela Netflix influenciam positivamente suas escolhas de filmes e séries?

94 respostas



Fonte: Elaborado pelo autor

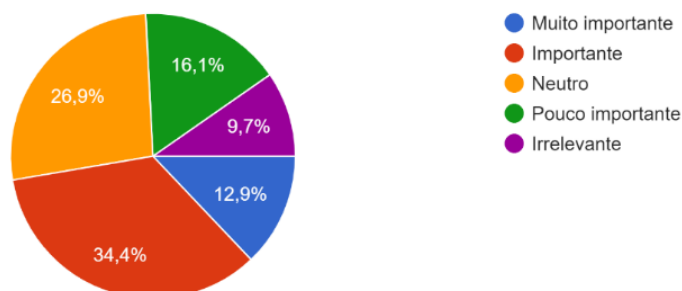
Ao analisar os dados obtidos a partir das respostas dos 93 entrevistados, observa-se que 7,4% concordam totalmente que as indicações feitas pela Netflix influenciam positivamente suas escolhas de filmes e séries. Além disso, 45,7% concordam parcialmente com essa afirmativa, enquanto 26,6% permanecem neutros. Por outro lado, 14,9% discordam parcialmente e 5,3% discordam totalmente. Esses resultados indicam que a maioria dos entrevistados reconhece, em algum grau, a influência positiva das indicações feitas pela Netflix em suas escolhas de conteúdo.

A última pergunta busca a opinião sobre o impacto da recomendação “Na sua opinião, qual é o impacto das indicações e recomendações feitas pela Netflix no consumo de filmes e séries online?”

Gráfico 13: Opiniões sobre o Impacto das Indicações e Recomendações da Netflix no Consumo de Filmes e Séries Online.

Na sua opinião, qual é o impacto das indicações e recomendações feitas pela Netflix no consumo de filmes e séries online?

93 respostas



Fonte: Pesquisa Própria

Após analisar as respostas dos 93 entrevistados, verificou-se que 12,9% consideram o impacto das indicações e recomendações feitas pela Netflix no consumo de filmes e séries online como muito importante. Além disso, 34,4% dos entrevistados consideram esse impacto importante, enquanto 26,9% permanecem neutros em relação a essa questão. Por outro lado, 16,1% consideram o impacto pouco importante e 9,7% o consideram irrelevante. Esses resultados revelam que a maioria dos entrevistados reconhece a importância das indicações e recomendações da Netflix no consumo de conteúdo online, demonstrando a influência significativa que essas sugestões têm na decisão dos usuários.

A pesquisa realizada revelou que a influência das indicações e recomendações da Netflix na decisão do consumidor é significativa, com a maioria dos entrevistados seguindo as recomendações da plataforma. Além disso, os dados mostraram que os fatores mais influentes nas escolhas dos usuários são o gênero, a sinopse/descrição e as avaliações/pontuações dos usuários. Esses resultados estão alinhados com as práticas adotadas pela Netflix, que utiliza algoritmos sofisticados para personalizar a experiência do usuário. Esses algoritmos consideram uma variedade de dados, como o comportamento do usuário, o dispositivo utilizado e até mesmo o local de descoberta dos vídeos. A personalização da experiência vai além das recomendações de conteúdo, abrangendo elementos visuais e adaptando a quantidade de informações exibidas. Essa abordagem visa facilitar as escolhas dos usuários, proporcionando uma experiência mais satisfatória. Os efeitos desses

algoritmos podem ser observados em sucessos como a série "*House of Cards*", em que a Netflix previu seu alto sucesso por meio da análise de dados. A pesquisa e os dados analisados confirmam a relevância e eficácia dos algoritmos de recomendação da Netflix na influência das escolhas de filmes e séries pelos usuários.

5 CONSIDERAÇÕES FINAIS

No contexto atual de rápido crescimento comercial e tecnológico, o consumo de bens e produtos tem passado por transformações significativas. A compra presencial, baseada em avaliações pessoais, tem dado lugar ao mercado digital, impulsionado pelo avanço tecnológico. Nesse cenário, as empresas enfrentam novos desafios para satisfazer os interesses dos consumidores. Com a era digital, os consumidores têm acesso a uma quantidade cada vez maior de dados e informações, o que os torna mais exigentes em relação a serviços de alta qualidade e personalizados de acordo com seus gostos e valores.

A inteligência artificial, especialmente por meio de algoritmos de personalização, tem se tornado essencial para analisar e utilizar eficientemente os dados disponíveis. As tecnologias dessa área têm sido aplicadas em diversas áreas, permitindo uma melhor interação entre humanos e máquinas. No contexto do consumo online, os algoritmos de personalização têm desempenhado um papel fundamental ao gerar conteúdo personalizado e compreender as influências sobre as decisões de consumo. Um exemplo notável é a Netflix, que utiliza algoritmos de personalização para analisar os dados dos usuários e oferecer uma experiência personalizada, além de antecipar grandes sucessos que atenderão aos interesses do público.

Apesar de não serem tecnologias novas, o uso e a forma de emprego dos algoritmos de personalização ainda estão em constante evolução. Existem diversos estudos em andamento sobre sua utilização, e a introdução de novas tecnologias, como *chatbots* e assistentes virtuais, trazem perspectivas promissoras para o futuro do consumo. No entanto, ainda há muito a ser explorado e compreendido sobre essas tecnologias, bem como os seus impactos éticos e as melhores práticas para utilizá-las de forma a promover uma experiência positiva para os clientes.

Em conclusão, o estudo mostrou que as tecnologias de inteligência artificial desempenham um papel crucial na transformação da experiência do consumidor, proporcionando atendimento personalizado e impactando suas decisões de consumo. No entanto, é fundamental continuar pesquisando e desenvolvendo para aprimorar ainda mais a utilização dessas tecnologias e garantir uma experiência positiva para os consumidores.

REFERÊNCIAS

RUSSELL, Stuart J.; NORVIG, Peter. Artificial Intelligence: A Modern Approach. 3º ed. Upper Saddle River, NJ: Prentice Hall, 2013.

ALPAYDIN, E. Introduction to Machine Learning, 2nd ed. Cambridge, MA: The MIT Press, 2010.

FACELI, Katti et al. Inteligência artificial: uma abordagem de aprendizado de máquina. . Rio de Janeiro: LTC. . Acesso em: 12 jun. 2023. , 2011

GOODFELLOW, I.; BENGIO, Y.; COURVILLE, A. Deep learning. MIT press, 2016.

NEWELL, Allen; SIMON, Herbert A. Computer simulation of human thinking and problem solving. American Association for the Advancement of Science, 1961. Disponível em: <https://pages.ucsd.edu/~scoulson/203/newell-simon.pdf>. Acesso em: 10 abr 2023.

LAURENTIZ, Silvia. Tags e metatags? De Ted Nelson a Tim Berners Lee. Revista de Artes Visuais, v. 17, n. 28, p. 17-33. Disponível em: <https://seer.ufrgs.br/PortoArte/article/view/18786/10964>. Acesso em: 12 junho 2023.

FROHMANN, Bernie. The social construction of organizational knowledge: A study of the uses of coercive, mimetic, and normative isomorphism. [s.l.]: Universidade de Alberta, [s.d.]. Disponível em: <https://sites.ualberta.ca/dept/slisc/cais/frohmann.htm>. Acesso em: [data de acesso].

LANGLOIS, Ganaele. Participatory culture and the new governance of communication: The paradox of participatory media. Television & New Media, v. 14, n. 2, p. 91-105, 2013.

INSTITUTO PHD. Pesquisa Quantitativa e Pesquisa Qualitativa: Entenda a diferença. 2015. Disponível online. Disponível em: <https://www.institutophd.com.br/pesquisaquantitativa-e-pesquisa-qualitativa-entenda-a-diferenca/>. Acesso em: 2022.

DREYER, Bianca Marder. Tendências em comunicação digital: volume 2. São Paulo: ECA/USP, 2017. Disponível em: <https://www.eca.usp.br/acervo/producao-academica/002867929.pdf>. Acesso em: 09 jun. 2023.

MATTEI, Davi; MACHADO, Mirian; OLIVEIRA, Paulo Alexandre de. Comportamento do consumidor: fatores que influenciam no processo de decisão de compra dos consumidores finais. Disponível em: <maringa management 3.2.indd (core.ac.uk)>. Acesso em: 9 de junho 2023.

RIBEIRO, Paula. A decisão de compra na era digital. Um estudo do Google. Bloom Up, [s.d.]. Disponível em: <https://www.bloom.pt/post/a-decisão-de-compra-na-era-digital-um-estudo-do-google>. Acesso em: 11 jun. 2023.

THOMPSON, You. Lessons from the Messy Middle: How Biases Drive Buying. LinkedIn, [s.d.]. Disponível em: <https://www.linkedin.com/pulse/lessons-from-messy-middle-how-biases-drive-buying-you-thompson> Acesso em: 11 jun. 2023.

McCARTHY, E. J. Basic Marketing: a managerial approach. Illinois: Richard D. Irwin, Inc., 1960.

SIGNORELLI, Andrea Daniele. Conheça o algoritmo por trás do sucesso da Netflix. Forbes Brasil, 20 jun. 2018. Disponível em: <https://forbes.com.br/negocios/2018/06/conheca-o-algoritmo-por-tras-do-sucesso-da-netflix/>. Acesso em: 11 jun. 2023.

GOMEZ-URIBE, Carlos. Sistema de recomendação Netflix: algoritmos, valor de negócios e inovação. Blog MediaLab UFRJ, 17 mai. 2019. Disponível em: <https://medialabufrj.net/blog/2019/05/sistema-de-recomendacao-netflix-algoritmos-valor-de-negocios-e-inovacao/>. Acesso em: 11 jun. 2023.

OHIO UNIVERSITY. How Netflix Uses Data to Pick Movies and Curate Content. Ohio University Online Masters, 29 jul. 2022. Disponível em: <https://onlinemasters.ohio.edu/blog/netflix-data/>. Acesso em: 11 jun. 2023.

RENNIE, Alistair et al. Decoding Decisions: The Messy Middle of Purchase Behavior. [S.l.]: Think with Google, [s.d.]. Disponível em: https://www.thinkwithgoogle.com/_qs/documents/10221/Decoding_Decisions_The_Messy_Middle_of_Purchase_Behavior_1.pdf. Acesso em: 11 jun. 2023.

GILLESPIE, Tarleton. A relevância dos algoritmos. [S.l.]: [s.n.], [s.d.]. Disponível em: https://edisciplinas.usp.br/pluginfile.php/5971548/mod_resource/content/1/722-2195-1-PB.pdf. Acesso em: 11 jun. 2023.

SICHMAN, Jaime Simão. Inteligência Artificial e sociedade: avanços e riscos. SciELO - Brasil, [s.d.]. Disponível em: <https://www.scielo.br/j/rae/a/GWb4H2k2YTh2mbc7wdzSLw/>. Acesso em: 11 jun. 2023.

RICH, E.; KNIGHT, K. Artificial Intelligence. 2.ed. [S.l.]: McGraw-Hill, 1991.

SICHMAN, J. S. et al. É possível a máquina superar o ser humano? Jornal da USP, n. XXX1, 2016.

ZENDESK. Como a inteligência artificial transforma a experiência do cliente? Blog Zendesk. Disponível em: <https://www.zendesk.com.br/blog/como-a-inteligencia-artificial-transforma-a-experiencia-do-cliente/>. Acesso em: 6 junho 2023.

SILVA, Douglas. 10 fatores que influenciam o comportamento do consumidor e como utilizá-los a seu favor. Zendesk.com.br. Disponível em: <https://www.zendesk.com.br/blog/10-fatores-que-influenciam-o-comportamento-do-consumidor/>. Acesso em: 6 junho 2023.

APÊNDICES

Pesquisa nossa realizada em Google Forms sobre Influência das Indicações de Filmes e Séries na Decisão de Consumo Online: Um Estudo sobre o Consumo de Bens e Serviços na Netflix Link: <https://drive.google.com/file/d/1-ZIPJta9WZS6hd-RI_L9ealh4d65C5FB/view?usp=sharing>