



PONTIFÍCIA UNIVERSIDADE CATÓLICA DO RIO DE JANEIRO

**Inteligência Artificial e Finanças
Comportamentais:**

A predisposição ao uso de aplicativos baseados em *Robo-advice*, de acordo com a aversão ao risco e a educação financeira do investidor

Daniela Cerqueira Lima Gomes de Souza

TRABALHO DE CONCLUSÃO DE CURSO

CENTRO DE CIÊNCIAS SOCIAIS - CCS

DEPARTAMENTO DE ADMINISTRAÇÃO

Graduação em Administração de Empresas

Rio de Janeiro, junho de 2020.



Daniela Cerqueira Lima Gomes de Souza

Inteligência Artificial e Finanças Comportamentais:

A predisposição ao uso de aplicativos baseados em *Robo-advice*, de acordo com a aversão ao risco e a educação financeira do investidor

Trabalho de Conclusão de Curso

Trabalho de Conclusão de Curso, apresentado ao programa de graduação em Administração da PUC-Rio como requisito parcial para a obtenção do título de graduação em Administração.

Orientador(a): Marcelo Cabus Klotzle

Rio de Janeiro

Junho de 2020

Agradecimentos

À minha família, por ter me proporcionado a oportunidade de graduar na PUC-Rio, com duplo diploma da SUNY New Paltz. Em especial à minha mãe, Patricia, e meu pai, Luiz Henrique, por sempre acreditarem no meu potencial e me ajudarem a realizar meus sonhos;

Aos amigos incríveis que fiz na PUC-Rio, por todo o apoio e companheirismo. Os anos de graduação não seriam os mesmos sem vocês e todas as memórias especiais que temos juntos;

Aos meu professor Dr. Chih-Yang Tsai, da SUNY New Paltz, por me apresentar o tema de Inteligência Artificial durante o período em que fui sua assistente de pesquisa, e me inspirar a desenvolver o presente estudo;

Ao meu orientador, Marcelo Klotzle, por ter acreditado no meu tema desde o início e por sua disposição em me auxiliar e esclarecer dúvidas durante todas as etapas do trabalho;

Aos demais professores que tive durante esses anos de graduação, por terem contribuído para o meu crescimento pessoal, profissional e acadêmico;

Por fim, agradeço em especial aos familiares e amigos mais próximos pelo suporte emocional essencial para que eu finalizasse esse ciclo durante um período tão delicado como a atual pandemia. Eu tenho muita sorte de ter vocês em minha vida.

Resumo

Souza, Daniela C. L. G. Inteligência Artificial e Finanças Comportamentais: A predisposição ao uso de aplicativos baseados em *Robo-advice* de acordo com a aversão ao risco e a educação financeira do investidor Rio de Janeiro, 2020. 48 p. Trabalho de Conclusão de Curso – Departamento de Administração. Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro.

O uso de aplicativos de celular baseados na inteligência artificial de *robo-advisors* (conselheiros robôs) que auxiliam na decisão de investimentos financeiros ainda é incipiente no Brasil frente a países desenvolvidos como os Estados Unidos. Entretanto, a sua recente chegada no país tem o potencial de transformar o meio pelo qual as pessoas realizam investimentos ao democratizar a consultoria financeira através de fácil acesso e custo reduzido. Diante desse cenário e da escassa literatura nacional sobre o tema, o presente estudo tem como objetivo investigar a intenção de adesão de brasileiros à nova ferramenta, relacionando-a aos níveis de aversão ao risco e educação financeira do potencial usuário. Foi realizada uma pesquisa exploratória com uma amostra de 145 pessoas de diferentes perfis demográficos e financeiros. Os resultados mostraram uma adesão positiva da amostra total, com maior predisposição ao uso de *robo-advisors* por pessoas mais jovens, com menor aversão ao risco e baixo nível de educação financeira. Esses achados trazem oportunidades para pesquisas mais aprofundadas capazes de analisar os possíveis benefícios que esses aplicativos poderão trazer para os brasileiros.

Palavras-chave

Inteligência Artificial; Finanças Comportamentais; Aversão ao Risco; Educação Financeira; Conselheiros Robôs;

Abstract

Souza, Daniela C. L. G. Artificial Intelligence and Behavioral Finance: The predisposition to use applications based on *Robo-advice* according to investor's risk aversion and financial education. Rio de Janeiro, 2020. 48 p. Trabalho de Conclusão de Curso – Departamento de Administração. Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro.

The use of smartphone applications based on artificial intelligence of robo-advisors which guide financial investments' decisions is still incipient in Brazil compared to developed countries such as the United States. However, your recent arrival in Brazil has the potential to transform the way people make investments by democratizing financial consulting through easy access and low costs. Given this scenario and the insufficient amount of national literature on this subject, this study intends to investigate Brazilians' intention of adoption in regards to this new tool, according to their risk aversion and financial education. An exploratory research was performed with a sample of 145 people with different demographic and financial profiles. The results showed a positive adoption of the total sample, with a higher predisposition by younger people, with lower risk aversion and lower level of financial education. These findings create opportunities for deeper researches that are able to analyze potential benefits these applications can bring to Brazilians.

Key-words

Artificial intelligence; Behavioral Finance; Risk Aversion; Financial Education; Robo-advisors.

Sumário

1 O tema e o problema de estudo	1
1.1. Introdução ao tema e ao problema do estudo	1
1.2. Objetivo do estudo	5
1.3. Delimitação e foco do estudo	6
1.4. Justificativa e relevância do estudo	6
2 Referencial teórico	8
2.1. <i>Digital Finance</i> : conceito e dimensões	8
2.1.1. <i>FinTech</i> : conceito e características	9
2.1.2. <i>Robo-advisors</i> : conceito e características	10
2.2. Aversão ao risco em investimentos: conceito e teorias	15
2.3. Educação financeira: conceito e situação no Brasil	17
3 Métodos e procedimentos de coleta e de análise de dados do estudo	20
3.1. Etapas de coleta de dados	20
3.2. Fontes de informação selecionadas para coleta de dados no estudo	20
3.3. Procedimentos e instrumentos de coleta de dados utilizados no estudo	21
3.4. Formas de tratamento e análise dos dados coletados para o estudo	22
3.5. Limitações do estudo	27
4 Apresentação e análise dos resultados	28
4.1. Caracterização da amostra	28
4.2. Análise dos resultados	30
4.2.1. Teste de conceito	30
4.2.2. Perfil dos <i>early adopters</i>	31
5 Conclusões e recomendações para novos estudos	35
5.1. Sugestões e recomendações para novos estudos	37

6 Referências Bibliográficas	39
Anexo 1	43

Lista de figuras

Figura 1 – Inteligência Artificial e suas técnicas ao longo dos anos.....	2
Figura 2 – Ativos administrados por <i>robo-advisors</i> nos EUA em bilhões de US\$, 2013- 2017.	4
Figura 3 – O Cubo de <i>Digital Finance</i> e suas dimensões.	8
Figura 4 – Processo de consultoria financeira de um <i>robo-advisor</i> versus processo tradicional.....	10
Figura 5 – Exemplos de telas do aplicativo Warren.....	13
Figura 6 – Características demográficas e educação financeira de usuários de <i>robo-advisors</i> na Itália em (%).....	15
Figura 7 - Teoria do Prospecto.....	16
Figura 8 – Representação gráfica da Escala de Sete Pontos.....	23

Lista de Tabelas

Tabela 1 – Classificação das alternativas de resposta pelo perfil de risco e conversão numérica	25
Tabela 2 – Classificação dos valores finais da validação de acordo com o perfil de risco.....	25
Tabela 3 – Conversão das alternativas da questão 6 em escala numérica	26
Tabela 4 – Classificação dos valores finais da validação de acordo com o nível de educação financeira.....	26
Tabela 5 – Perfil demográfico da amostra	29
Tabela 6 – Perfil financeiro da amostra	29
Tabela 7 – Divisão da amostra em <i>early</i> e <i>late adopters</i>	30
Tabela 8 – Caracterização dos <i>early</i> e <i>late adopters</i> nos demais quesitos do CTM e o motivo para adesão da ferramenta.....	31
Tabela 9 – Comparação das características demográficas dos <i>early</i> e <i>late adopters</i>	32
Tabela 10 – Comparação do perfil financeiro dos <i>early</i> e <i>late adopters</i>	33

1 O tema e o problema de estudo

1.1.Introdução ao tema e ao problema do estudo

Inteligência Artificial (IA) é um tema indiretamente explorado desde o início do século XX, quando cientistas e engenheiros começaram as tentativas de desenvolver robôs, inspirando filmes, desenhos e livros de ficção-científica a partir do final da década de 1920. O primeiro protótipo do que seria IA no futuro foi *El Ajedrecista*, máquina desenvolvida pelo engenheiro espanhol Leonardo Torres y Quevedo em 1914 que vencida, sem intervenção humana, a última fase de uma partida de xadrez com uma torre e o rei contra um oponente humano com somente o rei (PRESS, 2016).

O termo Inteligência Artificial, no entanto, somente foi oficialmente criado na década de 1950 por John McCarthy, professor de matemática da Universidade de Dartmouth, nos EUA (BRYNJOLFSSON & MCAFFE, 2017). McCarthy organizou uma conferência sobre o tema em 1956. Com a definição do novo termo, inúmeras promessas irrealistas foram feitas sobre seus impactos e criou-se uma grande expectativa perante o seu potencial. Por exemplo, o economista Herbert Simon afirmou em 1956 que “máquinas serão capazes, daqui a vinte anos, a fazer qualquer atividade feita pelo homem”; o cientista cognitivo Marvin Minsky declarou em 1966 que “em três a oito anos nós teremos uma máquina com a inteligência de um ser humano mediano” (PRESS 2016, p 1). Entretanto, essas expectativas foram em sua maioria frustradas e o progresso de estudos nesse campo se deu lentamente, principalmente devido a falta de acesso e conhecimento de pesquisadores sobre estudos anteriores, o que resultou em inúmeras repetições de erros previamente encontrados.

Foi somente nas últimas décadas do século XX que maiores avanços foram feitos. Com isso, resultados visíveis para a população leiga surgiram, como, por exemplo, a invenção do Furby, primeiro pet robô, e do Deep Blue, o primeiro robô jogador de xadrez capaz de vencer um campeão mundial desse jogo (PRESS, 2016). Como mostra a Figura 1, até a década de 1980 existia apenas o conceito geral de Inteligência Artificial, o qual representava o sonho

dos pioneiros em “criar máquinas complexas que possuíssem as mesmas características da inteligência humana” (DATA SCIENCE BRIGADE, 2016, p.1), mas a aplicação prática era incipiente na época. Isso começou a mudar com o surgimento da técnica de *machine learning* (aprendizado de máquina, na tradução literal), a qual utiliza-se de algoritmos para treinar e testar computadores, tornando-os capazes de organizar dados e identificar padrões sem a necessidade de serem programados novamente (SALESFORCE BRASIL, 2018). Essa técnica permitiu que a IA se expandisse no âmbito acadêmico e começasse a ser usada, mesmo que ainda de forma limitada, por algumas empresas. Apesar de alguns sucessos, muitas tentativas de comercialização foram falhas sobretudo devido à complexidade das tecnologias de IA, as quais não eram suportadas nos hardwares dos computadores da época, cujo poder de processamento não era compatível com a quantidade de dados a serem processados (TUCKER, 2018).

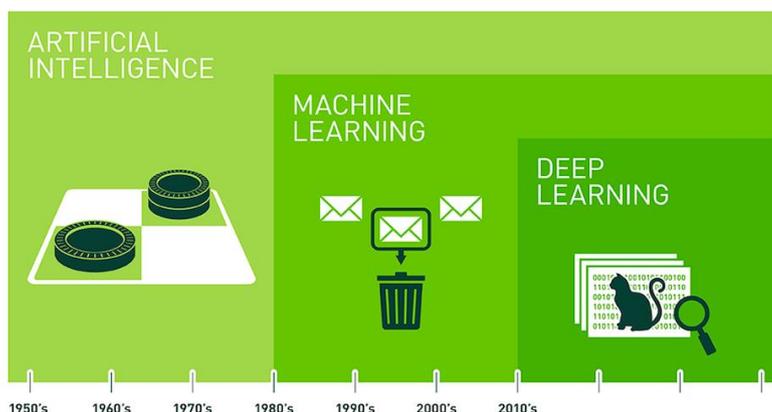


Figura 1 – Inteligência Artificial e suas técnicas ao longo dos anos.

Fonte: Data Science Brigade, 2016

O advento do armazenamento de dados em nuvens, juntamente com o surgimento do *deep learning* (aprendizado profundo) e o avanço tecnológico dos computadores pessoais solucionaram esse gargalo e democratizaram o uso da IA. Esta deixou de ser um conceito futurista e criou oportunidades para estar cada vez mais presente no dia-a-dia das pessoas e empresas, facilitando suas vidas. Nas décadas seguintes ao surgimento do *machine learning*, seus algoritmos foram aprimorados à medida que a quantidade de dados disponíveis e a capacidade de processamento das máquinas aumentavam, culminando no surgimento do *deep learning* em 2010.

O *deep learning* utiliza algoritmos de alta complexidade, capazes de processar uma imensa quantidade de dados (*big data*), imitando as redes neurais do cérebro humano (SALESFORCE BRASIL, 2018). Ele permitiu avanços exponenciais, como, por exemplo, no reconhecimento de imagens, em que o índice de acerto de máquinas treinadas com essa técnica já superou índices humanos (DATA SCIENCE BRIGADE, 2016). Além disso, possibilitou o crescimento de aplicações da IA para auxiliar empresas de outras indústrias, como a Worthix na área de Marketing, plataforma que desenvolveu uma pesquisa de experiência do consumidor completamente montada por IA, capaz de acompanhar a rápida mudança de hábitos e gostos de consumidores no mundo atual. No âmbito da pessoa física, houve inovações no campo da saúde, por exemplo, como o sistema de reconhecimento de emoções *Brain Power*, da empresa Affectiva, que consiste em óculos que auxiliam pessoas com autismo a identificar emoções em outras pessoas.

A expectativa é que a democratização da IA contribua consideravelmente para o crescimento do seu papel na economia mundial nos próximos anos. Segundo um estudo feito pela PwC em 2017, estima-se que a contribuição da IA no PIB mundial chegue a US\$ 15,7 trilhões (entre os quais, US\$ 0,5 trilhões são referentes à América Latina), sendo, portanto, a maior oportunidade comercial na economia atual (PWC, 2017). O potencial da IA é tão transformador que ela é frequentemente comparada ao advento da eletricidade, pois afetará, direta ou indiretamente, todas as indústrias.

Atualmente, o setor financeiro está entre os três setores que mais adotaram IA, e sua área com o maior potencial eminente é planejamento financeiro personalizado (Ibidem). Isso deve-se principalmente à criação de *robo-advisors* (conselheiros robôs), que, através de aplicativos de smartphones, montam, em um curto espaço de tempo, um portfólio de investimento alinhado aos objetivos e ao perfil do investidor, baseado em informações disponibilizadas por este. Dessa forma, eles “possibilitaram o desenvolvimento de soluções de investimento customizadas para clientes da massa de investidores porque, até pouco tempo, [serviços de consultoria financeira] somente estavam acessíveis para clientes com alto poder aquisitivo” (PWC 2017, p. 16). Devido a baixas ou inexistentes taxas de uso dos aplicativos, os custos de serviços financeiros se reduzem em até 70% (BIRJEPATIL & DALAL, 2018).

O potencial desse novo modelo de *advisors* é evidenciado no fato de terem administrado US\$200 bilhões em ativos ao redor do mundo em 2017, e a expectativa é que este número continue crescendo (FISCH et al., 2018).

Somente nos EUA, como mostra a Figura 2, houve um crescimento de USD 2,3 bilhões para USD 20 bilhões de 2013 para o primeiro trimestre de 2017, o que significa um aumento de oito vezes em menos de cinco anos (KAYA, 2017). Um estudo do Deutsche Bank aponta que esse aumento no país pode ter sido influenciado pelo crescente uso de *robo-advisors* pela população em investimentos visando a aposentadoria (Ibidem).

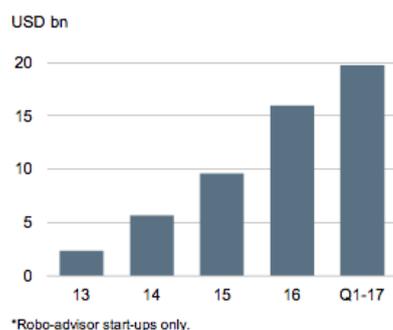


Figura 2 – Ativos administrados por *robo-advisors* nos EUA em bilhões de US\$, 2013-2017.

Fonte: KAYA, 2017

Esse crescimento nos EUA é evidenciado pela emergência de inúmeros aplicativos baseados em *robo-advisors* nos últimos anos que buscam se diferenciar rapidamente para atender diversos perfis de investidores. A maioria deles é focada em auxiliar o usuário a investir em produtos financeiros – como ações, fundos de investimentos e títulos públicos.

No Brasil, a presença desses aplicativos ainda é incipiente. Em 2017, por exemplo, já existiam 200 aplicativos difundidos de *robo-advice* nos EUA, enquanto na América Latina apenas 3 eram conhecidos (BURNMARK, 2017). No entanto, há uma oportunidade para o crescimento desse mercado no país, diante do perfil do investidor brasileiro. Segundo uma pesquisa da ENEF (Estratégia Nacional da Educação Financeira) de 2008, apesar de 52% dos entrevistados se considerarem poupadores, apenas 40% destes efetivamente investem – poucas pessoas entendem que investir dinheiro pode gerar mais dinheiro (SANTOS, 2013). Essa realidade ainda é vista atualmente, dado que o baixo nível de educação financeira no país também foi evidenciado em recente estudo pela Associação Brasileira das Entidades dos Mercados Financeiro e de Capitais (ANBIMA), o qual mostrou que, em respostas espontâneas, apenas 45% da população soube mencionar pelo menos um tipo de investimento oferecido por bancos ou outras instituições financeiras, e apenas 42% efetivamente possuía algum investimento em 2017 (ANBIMA, 2018).

Entre aqueles que investem, 43% pertence às classes A/B e 51% é residente da região Sudeste. Além disso, 89% afirmam aplicar na caderneta de poupança, sendo este o investimento mais difundido no país (Ibidem). A aversão ao risco do investidor brasileiro foi também apontada no estudo do Instituto Rosenfield em 2012, no qual 52,6% das pessoas optam por investir em ativos de baixo risco e baixa rentabilidade e 65,6% não estão propensos a investir na bolsa de valores (ABREU apud CARNEIRO, 2018). De fato, apesar de o número de investidores em ações ter crescido nos últimos anos, em 2013 o número total representava apenas 0,29% da população brasileira, enquanto nos EUA o número representava 65% (ORDONES, 2013).

1.2. Objetivo do estudo

Diante do cenário de potencial transformação no meio financeiro do Brasil com a chegada desses aplicativos e do perfil de investidor do brasileiro, chega-se à pergunta central deste estudo: estariam os brasileiros dispostos a usar aplicativos baseados na Inteligência Artificial de *robo-advisors* para ajudá-los alavancar sua renda através de investimentos? Este estudo pretende, portanto, contribuir para a saúde financeira de pessoas físicas no Brasil, investigando o uso desses aplicativos como ferramenta de auxílio para atuais investidores e como ponto de partida para potenciais investidores.

Robo-advice ainda é um tema recente no mundo financeiro, sobretudo no Brasil. Logo, não existem muitos estudos quantitativos disponíveis que comparam claramente seus impactos e potenciais benefícios. Essa falta de dados concretos traz insegurança para as pessoas, em especial àquelas com menor facilidade de adaptação à mudanças e maior aversão à perdas e riscos. Algumas pessoas temem como será o desempenho desses aplicativos em épocas de recessões e crises econômicas; outras não se sentem confortáveis em expor seus dados pessoais e bancários para um aplicativo baseado em Inteligência Artificial.

Como a maior barreira enfrentada por aplicativos baseados em *robo-advisors* atualmente é confiança e aceitação do consumidor/investidor (PWC, 2017), o presente estudo pretende focar em investigar a percepção de investidores e potenciais investidores sobre esses aplicativos, e a predisposição ao uso destes pelos brasileiros. Mais especificamente, estudar a relação entre essa predisposição com os níveis de educação financeira e de aversão ao risco

do investidor ou potencial investidor. Será que esses aplicativos passarão segurança para aquelas pessoas com pouco conhecimento sobre investimentos ou ainda será intimidador? Poderiam *robo-advisors* ajudar investidores com alta aversão ao risco a superarem vieses comportamentais que os fazem desperdiçar oportunidades de maior ganho de capital por medo? É possível que os investidores percebam o uso do aplicativo como delegação da tomada de decisão de investimento? Caso a resposta seja positiva, será que essa percepção afetará positiva ou negativamente a adesão aos aplicativos por diferentes perfis de investidores?

1.3. Delimitação e foco do estudo

Embora relevante, o presente estudo não pretende comparar a potencial eficiência dos diferentes modelos de *robo-advice*, pois o propósito é investigar o impacto destes como um todo no ramo de finanças comportamentais. Ademais, o trabalho também não irá abordar potenciais benefícios que estes aplicativos podem trazer para empresas parceiras (como bancos, corretoras de investimentos, etc.), em análises sobre os hábitos de compra e comportamento de investidores, o que pode ajudar na formulação de estratégias de marketing e recomendação de portfólios. Este estudo, na verdade, volta-se mais especificamente para explorar o impacto em pessoas físicas.

1.4. Justificativa e relevância do estudo

As informações que este estudo pretende produzir podem se mostrar de interesse principalmente para pequenos investidores ou investidores iniciantes para que conheçam uma nova ferramenta para fazer investimentos que pode ser útil para alavancar seus recursos. Além disso, elas também podem ser úteis para brasileiros que serão mais afetados pela recente Reforma da Previdência, pois estes precisarão buscar alternativas para se sustentar no futuro. A facilidade de uso e a tecnologia envolvida nos aplicativos pode ser um interessante ponto inicial para quem está procurando formas fáceis e práticas de investir. Ademais, o estudo pode ser pertinente para pessoas cujo interesse por entender

intensamente finanças e investimento é baixo, mas a vontade de investir e alavancar sua renda é alta.

Os resultados a serem alcançados também poderão ser úteis para estimular outros estudos que relacionem Inteligência Artificial e Finanças Comportamentais. Mais especificamente, estudos sobre *robo-advisors* e o perfil, percepção e comportamento do investidor, visto que esse tema ainda é incipiente no meio acadêmico.

2 Referencial teórico

2.1. *Digital Finance*: conceito e dimensões

Define-se *Digital Finance* (finanças digitais, na tradução literal), em suma, como a “digitalização da indústria financeira como um todo” (GOMBER et al. 2017, p. 539). O termo abrange os novos produtos, modelos de negócio e softwares que permitem o oferecimento de serviços financeiros através de plataformas alternativas ao tradicional, como telefone celular, computador, internet e caixas eletrônicos (OZILI, 2017).

Por ser um conceito amplo, para melhor entendimento dos aspectos que o englobam, como estão relacionados e quais estão mais presentes na literatura, desenvolveu-se o *Digital Finance Cube* (Figura 3), que ilustra o conceito em três dimensões: (1) em qual(is) função(ões) do negócio a digitalização ocorre (*Digital Finance Business Functions*); (2) qual a tecnologia ou conceito tecnológico utilizado (*Digital Finance Technologies and Technological Concepts*) e (3) que tipo de instituição é responsável pela mudança (*Digital Finance Institutions*) (GOMBER et Al., 2017).

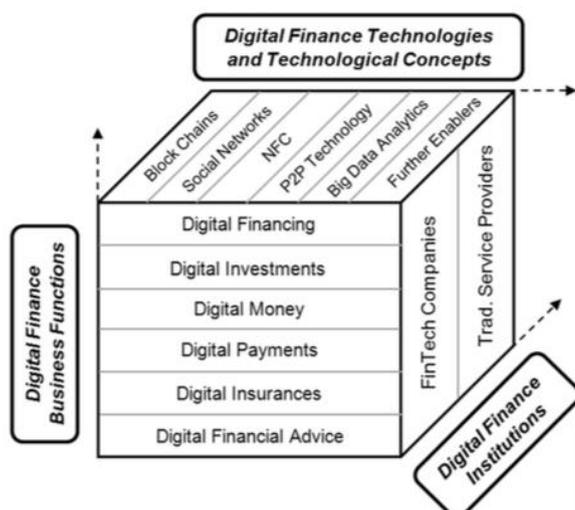


Figura 3 – O Cubo de *Digital Finance* e suas dimensões.

Fonte: GOMBER et al., 2017.

O presente estudo enquadra-se no aspecto *Digital Finance Advice*, da dimensão 1, devido aos *robo-advisors*. Além disso, enquadra-se à *Fintech Companies*, da dimensão 3, as quais são as principais desenvolvedoras de aplicativos baseados em IA. Ele também tangencia o aspecto de *Digital Investing*. No entanto, como Gomber et. al. caracterizam esse aspecto com um foco somente em investimentos na Bolsa de Valores, decidiu-se que a literatura sobre *Digital Finance Advice* seria mais pertinente para a base teórica deste estudo. Os dois aspectos pertinentes serão discutidos com mais detalhe nos tópicos a seguir.

2.1.1. FinTech: conceito e características

O termo *Fintech* é um neologismo criado a partir das palavras “finanças” e “tecnologia”, em inglês, e consiste na “conexão de tecnologias modernas e, em sua maioria, baseadas na internet (nuvens de armazenamento de dados, internet móvel, etc.) com atividades da indústria financeira (empréstimos, transações bancárias, etc.)” (GOMBER et al. 2017, p. 540).

As *Fintech Companies*, no cubo da Figura 3 consistem tanto em startups quanto em empresas de tecnologia que não atuavam no setor financeiro anteriormente, mas que enxergaram uma oportunidade e decidiram entrar nesse mercado. Gomber et al. (Ibidem, p. 542) classifica as *FinTechs* como “o elemento mais disruptivo de *Digital Finance*” pois seu característico modelo de negócios com eficiência e baixos custos alavancado pelas novas tecnologia está mudando drasticamente a indústria financeira e conquistando *market share* das tradicionais instituições financeiras.

O sucesso das *FinTechs* é oriundo principalmente de seu foco em criar produtos e soluções para problemas não atendidos pelas tradicionais instituições financeiras, o que atrai clientes insatisfeitos. Antes da emergência dessas empresas, novas tecnologias eram utilizadas no setor financeiro somente como uma ferramenta de apoio para serviços e produtos já existentes, o que nem sempre supria todas as necessidades dos clientes. Além disso, essas empresas possuem vantagem competitiva em relação às tradicionais instituições financeiras por serem mais ágeis e flexíveis às mudanças externas. Isso deve-se porque elas, em sua maioria, estão mais acostumadas a operar em um ambiente de rápidas transformações e constante inovação, seja por serem originalmente do setor de tecnologia da informação – o qual é historicamente caracterizado por

drásticas mudanças – ou por serem uma startup e já terem sido fundadas durante a 4ª Revolução Industrial (GOMBER et al., 2017).

2.1.2. Robo-advisors: conceito e características

O aspecto *Digital Finance Advice* abrange todas as formas de conselho de cunho financeiro obtido através da internet. De acordo com Gomber et. al. (2017), isso inclui avaliações de produtos financeiros feitas em websites, comunidades online de investimento, comparação de produtos financeiros e conselheiros robôs (*robo-advisors*). Nos últimos anos os estudos sobre esse aspecto têm focado principalmente em comunidades online de investimento (*trading communities*), o que torna a literatura sobre o conceito de *robo-advisors* e seus impactos na indústria financeira escassa e ratifica a importância de estudos como o presente trabalho.

Define-se *robo-advisors* como “plataformas online completamente automatizadas que oferecem consultoria financeira e alocação de portfólio [de investimento]” (KAYA 2017, p.2). Ao conectar os usuários com ferramentas online, eles funcionam como guias para investidores e possuem o objetivo de minimizar ou eliminar a intervenção humana na busca da melhor estratégia de investimento para determinado cliente. Conforme a Figura 4, o processo tradicional de consultoria financeira com humanos possui seis passos: iniciação (*initiation*), definição do perfil do cliente (*profiling*), conceito (*concept*), oferta (*offer*), implementação (*implementation*) e manutenção (*maintenance*). Em contrapartida, a consultoria de um *robo-advisor* simplifica o processo em somente três passos: configuração do produto (*product configuration*); análise dos dados para elaborar a recomendação do portfólio mais adequado (*matching*); e acompanhamento desse portfólio e mudanças de acordo com os objetivos do usuário (*rebalancing*) (JUNG et al., 2017).

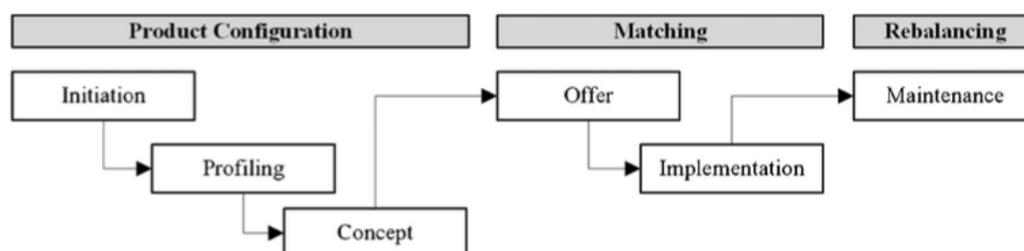


Figura 4 – Processo de consultoria financeira de um *robo-advisor* versus processo tradicional.

Fonte: NUEESCH et al. apud JUNG et al., 2017

A primeira fase de consultoria do *robo-advisor* se inicia com o cadastro do usuário no aplicativo e preenchimento de um questionário online, para que o perfil do investidor possa ser traçado. Nesses questionários, geralmente são extraídas informações como: idade, preferência de risco, renda mensal, razões para investir (aposentadoria, fundo de emergência, viagem etc.), dívidas e investimentos atuais (FISCH, 2018; KAYA, 2017). Além disso, alguns aplicativos também pedem que usuários providenciem certas documentações e cadastrem sua conta bancária para facilitar transferência de informações. Após essas medidas, o robô está apto para investir imediatamente, caso assim desejar o usuário. Esse processo dura em média 15 minutos, otimizando as três primeiras fases da consultoria tradicional que pode demorar dias devido a burocracias (KAYA, 2017). Entretanto, Kaya (2017) alerta para possíveis falhas no questionário que podem resultar em recomendações inadequadas como ser simplório além do necessário, impedindo a identificação completa da situação financeira do usuário, ou a desatenção do respondente durante o preenchimento.

Com base nos dados obtidos, é feita uma análise para que o robô selecione investimentos que se adequam ao perfil e objetivos do usuário. Esse investimento pode ser automático, ou podem ser feitas recomendações para que o usuário escolha entre as opções oferecidas. A maioria (55%) dos *robo-advisors* existentes oferece investimento em *Exchange Traded Funds (ETF)* por estes possuírem eficiência operacional e baixos custos (KAYA, 2017). ETF consistem em “fundos de ações que têm como referência um índice da bolsa de valores”, isto é, eles são diversificados com o objetivo de obter rendimento igual ou superior àquele indicador (RICO 2018, p. 1). Após as recomendações e o investimento, o *robo-advisor* se torna responsável pelo acompanhamento regular do portfólio selecionado e por potenciais alterações que alavanquem o retorno. O aplicativo *Wealthfront*, por exemplo, reinveste dividendos automaticamente, o que é uma interessante vantagem comparada à consultores tradicionais (FISCH, 2018).

ETF, entretanto, não é o único ativo financeiro oferecido por *robo-advisors*, sendo as opções variáveis de acordo com o posicionamento de cada aplicativo no mercado. Um dos aplicativos mais populares nos EUA, *Robinhood*, é específico para *trading* de ações e criptomoedas. Lançado em 2015, o app revolucionou a compra e venda de ações comercializadas nas bolsas de valores norte-americanas ao oferecer o serviço sem cobrar taxa e atingiu o número de 6

bilhões de usuários em fevereiro de 2019 (LONG, 2017; Medium Corporation, 2015).

Para atingir investidores que preferem ativos diversificados, o aplicativo mais antigo, *Betterment*, lançado em 2007, oferece um modelo *one-stop shop*, ou seja, a facilidade de investir em diversos tipos de ativos financeiros em um só lugar, com apenas US\$1,00 e por uma taxa de 0,15%-0,35% ao ano – considerado de baixo custo ao compará-lo a administradores tradicionais de fundos que cobram pelo menos 1% ao ano (LONG, 2017; BURNMARK, 2017).

Ainda para aqueles que dizem não ter dinheiro para investir, o aplicativo *Acorns*, fundado em 2014, utiliza um modelo de “investir seu troco” automaticamente. Após cada transação feita no cartão de débito do usuário, o aplicativo automaticamente investe em um ativo financeiro compatível com o perfil do investidor a diferença restante para o próximo número inteiro. Há relatos de usuários que investiram US\$500 involuntariamente em 6 meses através do *Acorns* (MEDIUM CORPORATION, 2015).

Além das diversificações dentre os aplicativos puramente para investimento, há também aqueles para auxiliar o usuário no controle do orçamento pessoal. Um recente exemplo é o aplicativo *Olivia*, *robo-advisor* criado por dois brasileiros em 2016 nos EUA. Ele analisa o histórico de despesas e padrões de compra do usuário para prever quais serão seus próximos gastos, podendo assim fazer recomendações de como economizar em categorias como alimentação, transporte, lazer, etc., sem nenhuma comissão. O aplicativo já atraiu 500 mil usuários nos EUA em três anos e tem atingido seus objetivos, já que, segundo dados da empresa, “o usuário americano [do app] em média poupa 0,8% da sua renda quando começa a usar o aplicativo; em dois meses, o percentual sobe para 5,7%” (FONSECA 2019, p. 1).

O aplicativo *Olivia* introduziu-se no Brasil em 2019, e antes do lançamento oficial já contava com 7 mil inscritos na sua lista de espera (FONSECA, 2019). Ademais, recebeu aporte da XP Investimentos, para que, no futuro, “com um único clique, o dinheiro economizado pela *Olivia* [vire] um investimento na XP” (FIGO 2019, p.1), podendo assim atender ao mesmo tempo as duas demandas: a de auxílio para montar um portfólio de investimentos e a de controle orçamentário. Com esse posicionamento, a startup se tornará uma competidora direta do *Guiabolso*, aplicativo brasileiro fundado em 2012 que utiliza inteligência artificial para auxiliar o controle de gastos, sendo o mais famoso no país, com certa de 4,5 milhões de usuários. Recentemente, o aplicativo também disponibilizou a função de auxílio para investimentos ao ter contato direto com a

plataforma de investimentos Warren. Fundada em 2017, a *fintech* brasileira também utiliza *robo-advisors* e possui uma interface de *chatbox* (ver Figura 5) para interação entre o robô e o usuário. Seu diferencial é que o usuário pode definir um objetivo (por exemplo, uma viagem), inserir o valor total que necessita para realizá-lo e, após responder ao questionário inicial, o *robo-advisor* sugere um portfólio alinhado ao seu perfil de risco e ao objetivo, conforme Figura 5.



Figura 5 – Exemplos de telas do aplicativo Warren.

Fonte: Warren.

Dado o esclarecimento de como funciona os *robo-advisors* e alguns exemplos de aplicativos existentes, vale comentar sobre a regulamentação e fiscalização dessas plataformas. Os aplicativos são regulados de forma similar às empresas de consultorias tradicionais e, portanto, devem estar registrados nos órgãos fiscalizadores do mercado financeiro. No caso dos EUA, as instituições responsáveis são *Securities and Exchange Commission* (SEC) e *Financial Industry Regulatory Authority* (FINRA). O tipo de registro a ser feito depende se o aplicativo possui ativos financeiros ou somente funciona como uma plataforma para ativos de outras empresas (FISCH, 2018). No Brasil, a regulamentação e fiscalização é feita pelo Banco Central (BC), pela Comissão de Valores Mobiliários (CVM) e pela ANBIMA. Este controle pretende garantir ao usuário quais aplicativos são seguros e confiáveis.

Apesar de oferecer conveniência e serem regulamentados, a adesão ao uso de *robo-advisors* começou de forma lenta. Em uma pesquisa feita pelo Gallup em 2016 (apud FISCH, 2018) 55% dos investidores norte-americanos

nunca ouviram falar em *robo-advisors*, e apenas 5% dos restantes consideravam-se bastante familiarizados com o tópico. Essa falta de conscientização da população também foi evidenciada no fato de 70% desses investidores confiarem mais em conselheiros humanos (Gallup apud FISCH, 2018). Entretanto, um estudo publicado pela empresa gestora de investimentos Legg Mason em 2019, aponta que 75% dos norte-americanos entrevistados estão familiarizados com o conceito de *robo-advisors*, o que mostra um avanço na sua disseminação nos últimos três anos. Ainda de acordo com este estudo, o cenário no Brasil parece ter um futuro promissor, já que 52% dos brasileiros acreditam que nos próximos cinco anos a participação de investimentos geridos por *robo-advisors* em seus portfólios irá aumentar consideravelmente, acima da média global de 37% (LEGG MASON, 2019).

Quanto aos dados demográficos dos usuários de *robo-advisors* ao redor do mundo, nos primeiros anos do surgimento desses aplicativos nos EUA os mais jovens (geração *millennials*, atualmente com 18-35 anos) representavam de 50 a 60% dos clientes (KAYA, 2017; LEGG MASON, 2019). No entanto, a adesão dos *baby boomers* (51-70 anos) e da geração X (37-50 anos) tem crescido consideravelmente nos últimos anos, sendo a média de idade dos usuários atualmente em torno de 40 anos (KAYA, 2017; LEGG MASON, 2019). Para os próximos cinco anos, todavia, 24% dos *baby boomers* pretendem aumentar a utilização de *robo-advisors* em seus portfólios, contra 50% dos *millennials* (LEGG MASON, 2019).

Além da idade, estudos estão analisando outras características para traçar o perfil da maioria dos usuários de *robo-advisors*. Nos EUA, esse perfil é composto por pessoas adeptas à novas tecnologias, com experiência em investimento, com baixa aversão ao risco e alto poder aquisitivo (JUNG et. al, 2017). Um estudo feito na Itália considerou os seguintes fatores para traçar o perfil no país: sexo, escolaridade, educação financeira e poder aquisitivo (CONSOB apud KAYA, 2017). Como mostra a Figura 6, a maioria dos usuários é do sexo masculino, com ensino superior completo (*bachelor*), alto nível de educação financeira e elevado poder aquisitivo. Seria interessante investigar se no Brasil o perfil é condizente com os achados em países desenvolvidos.

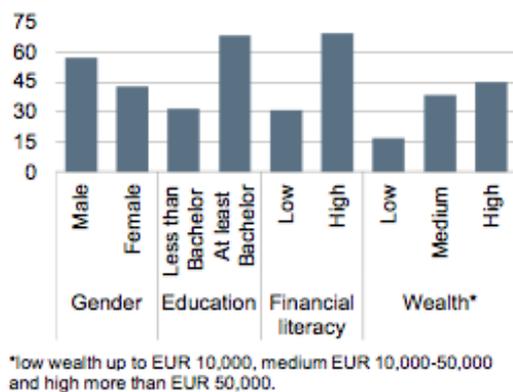


Figura 6 – Características demográficas e educação financeira de usuários de *robo-advisors* na Itália em (%)

Fonte: CONSOB apud KAYA, 2017.

Apesar da maioria dos atuais usuários de *robo-advisors* possuir maior poder aquisitivo e maior nível de educação financeira, há estudos em países desenvolvidos que apontam o potencial desse aplicativo em contribuir para a inclusão social no mercado de investimentos devido aos seu fácil acesso e baixos custos (OZILI, 2018). Além disso, acredita-se que eles não necessariamente serão substitutos da educação financeira, mas que podem servir de complemento para ajudar aqueles com menos entendimento sobre mercado financeiro ou até para consultores humanos (KAYA, 2017). Uma possível tendência do futuro é que esses consultores utilizem os *robo-advisors* como assistentes para administrar fundos de clientes (FISCH, 2018).

2.2. Aversão ao risco em investimentos: conceito e teorias

Finanças comportamentais são um campo de estudo de Finanças que procura investigar “como as emoções e os erros cognitivos podem influenciar o processo de decisão de investidores” (HALFELD & TORRES, 2001, p.1). Um dos principais assuntos dessa área é o comportamento perante ao risco, o qual foi bastante explorado pelos pioneiros Daniel Kahneman e Amos Tversky. O risco é um aspecto que está inerente a qualquer decisão e possui papel fundamental para a tomada desta. Conforme Assaf Neto, ele pode ser entendido como o nível de incerteza perante tal evento futuro (apud CARNEIRO, 2018). No âmbito financeiro, o risco é associado à incerteza do retorno efetivo que o ativo pode

trazer ao investidor no final de um determinado período (SANTOS, 2013). Quanto maior é a incerteza do retorno, maior é o risco daquele ativo.

Segundo a Teoria da Utilidade Esperada (TUE), os indivíduos tomam decisões baseando-se no valor esperado, ou seja, na média ponderada dos possíveis resultados de cada escolha, sendo o peso a probabilidade daquele resultado ocorrer. Por exemplo, considerando as seguintes opções: a) 80% de chance de ganhar R\$100 e 20% de ganhar \$10; b) ganhar R\$ 80 com certeza. De acordo com a TUE, o indivíduo escolheria a primeira opção pois o valor esperado ($0,8 \times 100 + 0,2 \times 10 = R\82) é maior do que na segunda opção ($1 \times 80 = R\$80$). Entretanto, na prática, Kahneman explica que a maioria das pessoas escolheria a segunda opção por ser algo certo e seguro, ou seja, sem incerteza e sem risco. Isso evidencia como a percepção de risco tem poder sobre o comportamento do tomador de decisões (KAHNEMAN, 2013).

Para suprir as falhas de clássicas teorias da decisão como a TUE, Kahneman e Tversky elaboraram a Teoria do Prospecto, a qual considera a aversão do ser humano à perdas e, conseqüentemente, a riscos, na tomada de decisão. Segundo essa teoria, quando as opções de escolha envolvem ganhos e perdas ou somente ganhos o indivíduo será avesso ao risco – escolhendo a segunda opção. No entanto, quando só envolve perdas, o indivíduo será completamente a favor do risco, pois a certeza de uma perda é um evento extremamente negativo (KAHNEMAN, 2013). A Figura 7 representa a essência da Teoria do Prospecto, a qual mostra que “perder algo te deixa duas vezes mais triste do que ganhar exatamente a mesma coisa te deixa feliz” (THALER & SUNSTEIN 2008, p. 33). Portanto, o valor psicológico de uma perda é mais impactante do que o valor de um ganho igual. ou seja, o ser humano é avesso à perdas.

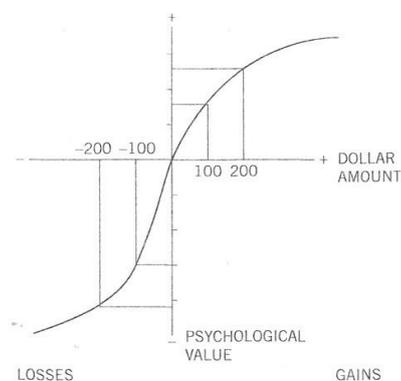


Figura 7 - Teoria do Prospecto.

Fonte: KAHNEMAN 2011, p. 283.

A aversão à perdas contribui para a tendência humana de manter-se na inércia e para o aumento da aversão ao risco, pois as pessoas evitam qualquer possibilidade de perder aquilo que possuem. No mercado financeiro, isso pode ser evidenciado na dificuldade em decidir vender ou não uma ação, ou em diversificar seu portfólio de investimento (THALER & SUNSTEIN, 2009). No Brasil, por exemplo, a maioria dos portfólios dos investidores é composto somente pela caderneta de poupança, produto financeiro mais conhecido e usado no país, pois muitas pessoas têm medo de aplicar seu dinheiro em outro tipo de investimento mais arriscado e ter perdas (ANBIMA, 2018). Além disso, a tendência à inércia pode ajudar a explicar a lenta adesão de pessoas com alta aversão ao risco ao uso dos *robo-advisors* nos EUA, já que somente 34% de indivíduos com esse perfil acreditam que adotarão essa tecnologia no futuro (JUNG et. al., 2017).

Dado o esclarecimento sobre o impacto do risco na tomada de decisão, pode-se afirmar que a aversão ao risco também afeta o perfil de investidor dos indivíduos. Segundo a CVM (2018), os investidores podem ser classificados em três grupos diferentes de acordo com o nível de aversão ao risco que possuem: conservador, moderado ou arrojado. O conservador é o mais avesso ao risco, e por isso prefere operações mais seguras, mesmo estas possuindo rentabilidade mais baixa. O arrojado, em contrapartida, prioriza a maximização do retorno em seus investimentos, e está disposto a correr riscos para que isso aconteça. Por fim, o moderado é o centro entre os dois extremos anteriores, e é menos avesso ao risco do que o conservador, pois deseja uma maior rentabilidade, mas valoriza um pouco de segurança.

2.3. Educação financeira: conceito e situação no Brasil

Segundo a Organização para Cooperação e Desenvolvimento Econômico (OECD), a educação financeira significa o

“(...) processo pelo qual (...) investidores melhoram sua compreensão sobre produtos financeiros e conceitos e, (...) desenvolvem habilidades e confiança para estejam cientes de riscos e oportunidades financeiras para fazer escolhas conscientes, saber aonde buscar ajuda e tomar outras ações efetivas para melhorar seu bem-estar financeiro” (OECD apud WORLD BANK 2014, p. 1).

Em poucas palavras, ter educação financeira é saber poupar, investir e administrar seu dinheiro de maneira inteligente, para que se possa ter saúde financeira (CARNEIRO, 2018).

Não há um consenso na literatura sobre a relação entre os conceitos de educação financeira e alfabetização financeira, pois alguns autores usam os dois como sinônimos, enquanto outros afirmam que isso é incorreto (POTRICH et. al, 2015). Entretanto, para os fins deste estudo, será usada a relação estabelecida pela OECD, a qual entende educação financeira como o modo de aumentar, na prática, a alfabetização financeira de uma população (OECD apud WORLD BANK, 2014).

Portanto, quanto mais incentivo à educação financeira existir em um país, maior será o nível de alfabetização financeira. Diante dessa relação, para medir a educação financeira, pode-se considerar os três aspectos que compõem a alfabetização financeira: atitude financeira, comportamento financeiro e conhecimento financeiro (OECD apud POTRICH et. al, 2015). O primeiro aspecto diz respeito à “crenças econômicas e não econômicas possuídas por um tomador de decisão sobre o resultado de um determinado comportamento” (POTRICH et. al 2015, p. 364). Por sua vez, o segundo conceito refere-se à avaliação de ações de cunho financeiro tomadas pelo indivíduo – por exemplo, o comportamento será positivo se a pessoa planeja suas despesas, mas será negativo se esta usa crédito excessivamente. Por fim, conhecimento financeiro refere-se diretamente à instrução de assuntos que auxiliam na capacidade de economizar e de administrar receitas e despesas (Ibidem).

No Brasil, as três dimensões da alfabetização financeira podem ser consideradas baixas, sobretudo devido ao restrito alcance e à falta de incentivo no país. O brasileiro tem a cultura de priorizar o consumo ao invés de poupar. Isso está evidenciado na pesquisa da ANBIMA (2018), que revela que somente 35% da população compromete-se em guardar dinheiro. Dentro dessa parcela, a maioria possui grau de escolaridade mais alto (nível superior), são da classe A-B, e moram nas regiões Sul e Sudeste (71%), o que evidencia a limitação do conhecimento e do comportamento financeiro no país. Para avaliar o aspecto de atitude financeira da população, o estudo da Anbima aplicou três perguntas conhecidas como *The Big Three*, usadas para medir a percepção sobre juros, inflação e poder de compra, e risco. O melhor desempenho do brasileiro foi em relação à juros, enquanto o pior foi em relação ao efeito da inflação no poder de compra, e a percepção de risco ficou perto da média (Ibidem).

No âmbito de investimentos, o conhecimento financeiro no país é também insuficiente. No mesmo estudo da ANBIMA, procurou-se traçar o raio-X do investidor brasileiro, concluindo que apenas 9% da população investiu em produtos financeiros em 2017, e 54% dos brasileiros não soube mencionar nenhum deles em respostas espontâneas. Como citado no tópico 1.1, 89% entre aqueles que investem utilizam a caderneta de poupança. Entretanto, é importante comentar que a maioria (70%) das pessoas desconhece a sua real rentabilidade. O segundo investimento mais usado é a previdência privada, com 6%, seguido pelos fundos de investimento (5%) e títulos públicos (4%) (ANBIMA, 2018).

Vale ressaltar que somente o conhecimento sobre um produto financeiro não é suficiente para que a pessoa comece a utilizá-lo, visto que 77% da população afirma conhecer ações ao ser apresentado a esta opção durante a pesquisa da ANBIMA, mas apenas 1% investe. Entre aqueles que investem, 43% buscam o auxílio de consultores financeiros para a maioria ou todas as decisões sobre investimento e portfólio, o que mostra uma potencial oportunidade para *robo-advisors* no país (Legg Mason, 2019). Inclusive, entre esses que investem, somente 5% afirmam ter alto nível de conhecimento sobre investimento, enquanto quase metade (47%) confessa conhecer somente sobre investimentos que faz atualmente, pois acredita que isso é suficiente para administrar seu portfólio. Essa postura é mais um exemplo da inércia apresentada no tópico 2.2, pois esses investidores preferem permanecer na sua zona de conforto do que adquirir conhecimento sobre as vantagens de outros produtos financeiros e diversificar seu portfólio.

Cabe ainda comentar que, quanto à percepção de vantagens de investimentos, apenas 1% dos entrevistados na pesquisa da ANBIMA (2018) vê no ato de investir um potencial para conquistas futuras. Na prática, isso é evidenciado no fato de 47% da população não se preocupar em investir com o objetivo de usufruir daquele rendimento na aposentadoria, pois acreditam na previdência pública como renda suficiente para este período de vida (ANBIMA, 2018). Isso é alarmante sobretudo ao considerar que a recém-aprovada Reforma da Previdência reduzirá o valor das aposentadorias do INSS (Instituto Nacional do Seguro Social) consideravelmente (TEMÓTEO & KAORU, 2019). Diante disso, ratifica-se a importância do incentivo à educação financeira para que a população tenha independência e saúde financeira.

3 Métodos e procedimentos de coleta e de análise de dados do estudo

3.1. Etapas de coleta de dados

O método de pesquisa utilizado para coleta de dados do presente estudo é exploratório. Segundo Malhotra (2011, p. 57), este método tem o intuito de analisar um tema ou problema a fim de esclarecer e aumentar sua compreensão. A escolha deste método se deu pelo seu alinhamento com objetivo do presente estudo de compreender e identificar os perfis de usuários mais propensos a fazerem investimentos utilizando aplicativos baseados na inteligência artificial de *robô-advisors*.

Para traçar esses perfis, foi feita uma pesquisa quantitativa em uma única etapa. Optou-se pela pesquisa quantitativa a fim de obter dados estruturados, uma amostra mais representativa e para viabilizar análises estatísticas (MALHOTRA, 2011). A partir desses dados será feita uma análise da relação entre os três tópicos centrais deste estudo: uso de *robo-advisors*, nível de aversão ao risco e nível de educação financeira do potencial usuário.

3.2. Fontes de informação selecionadas para coleta de dados no estudo

O público-alvo para a coleta de dados foi amplo e heterogêneo, com o objetivo de evitar vieses na identificação dos perfis e da relação entre os tópicos do estudo. Dessa forma, buscou-se obter uma amostra de respondentes com os seguintes elementos: diversas faixas etárias; com e sem experiência no âmbito de investimentos; sem restrição de sexo; diferentes rendas individuais e escolaridade.

Além disso, foram feitas duas restrições para melhor definir a amostra. A primeira delas foi considerar somente respondentes maiores de 18 anos, pois é a idade mínima para realizar investimentos financeiros. Por sua vez, a segunda foi obter unicamente pessoas residentes no Brasil, visto que o estudo busca

explorar o comportamento de brasileiros em relação à inteligência artificial dos *robo-advisors*.

3.3. Procedimentos e instrumentos de coleta de dados utilizados no estudo

O levantamento dos dados foi feito através de um questionário online na plataforma Qualtrics, disponibilizada pela PUC-Rio. Optou-se por um instrumento online (*survey*) para que a pessoa pudesse responder perguntas a respeito de cunho financeiro sem a necessidade de se identificar. Dessa forma, o questionário foi compartilhado com o público-alvo através de um link anônimo em redes sociais.

Antes da divulgação oficial do link, foi feito um teste com duas pessoas de perfis diferentes para obter um retorno sobre a clareza e entendimento das perguntas. Esse feedback foi positivo e também construtivo, pois identificou pequenos ajustes necessários para uma melhor compreensão do respondente. Após essa etapa, o questionário foi finalizado com 18 perguntas objetivas divididas em três blocos, conforme Anexo 1.

O primeiro bloco se constitui em cinco perguntas de cunho demográfico, a respeito do sexo, renda, escolaridade, ocupação e faixa etária. O objetivo desse bloco era assegurar a heterogeneidade demográfica dos respondentes, além de complementar os perfis financeiros (em relação à aversão ao risco e educação financeira) de potenciais usuários de *robo-advisors* que serão identificados na análise dos resultados do presente estudo. Esse complemento será útil na comparação com o estudo feito na Europa com respondentes da Itália, mencionado no tópico 2.1, que traçou um perfil demográfico desses usuários com base no sexo, escolaridade, educação financeira e poder aquisitivo (Consob apud KAYA, 2017).

Por sua vez, o segundo bloco consiste em nove perguntas para identificar os níveis de aversão ao risco e o nível de educação financeira dos respondentes. Essas perguntas foram baseadas e adaptadas a partir da dissertação de mestrado da professora Liana Ribeiro dos Santos, intitulada “O conhecimento financeiro e sua relação com a tolerância ao risco e com as decisões de endividamento e investimento” (2013); e do artigo de Alexandre Majola Gava e Kelmara Mendes Vieira, “Medindo a Tolerância ao Risco: Desenvolvimento e Validação de um Instrumento de Medida e a Influência das

Variáveis Demográficas” (2006). Através dessas perguntas será possível avaliar o perfil financeiro do respondente e correlacioná-lo à predisposição ao uso do aplicativo a ser identificada no último bloco.

Por fim, o último bloco consiste em um teste de conceito para identificar e medir a predisposição do respondente ao uso de *robo-advisors*. Antes de começar as perguntas, foi apresentado no questionário um pequeno texto resumindo o conceito dos aplicativos baseados em *robo-advisors* para o respondente e a partir dele foram feitas quatro perguntas. A última pergunta foi elaborada pela autora como forma de melhor entender o motivo do uso e seu impacto no comportamento do respondente em relação aos investimentos. As demais perguntas foram baseadas e adaptadas do questionário do *Concept Test Model* (CTM), uma metodologia que permite identificar com elevado grau de precisão o potencial de mercado para a hipótese testada. Pode ser usada tanto para avaliar novos produtos ou serviços, quanto para avaliar alterações e novas versões de produtos e serviços já existentes (CLANCY & KRIEG, 2000).

O acesso ao questionário esteve disponível através do link compartilhado por uma semana, durante o período de 16 a 23 de maio de 2020 e obteve um total de 179 respostas. Dentre estas, duas foram parte do pré-teste feito e 32 foram descartadas por terem respostas incompletas. Logo, a amostra final foi de 145 respostas.

3.4. Formas de tratamento e análise dos dados coletados para o estudo

Os dados coletados no questionário através do Qualtrics foram extraídos para o Excel para melhor consolidação e cruzamento. A análise e processamento desses dados foram feitos através da metodologia do CTM e do método da tabulação cruzada.

De acordo com Clancy e Krieg (2000), a metodologia do CTM compreende uma análise combinada de duas frentes distintas: clima de mercado e teste de conceito. A primeira compreende investigar informações relevantes para garantir a compreensão do perfil dos respondentes, que no caso deste estudo são as características demográficas e o comportamento financeiro. Por sua vez, o teste de conceito consiste na avaliação de uma ideia – uso de *robo-advisors* – através de três conjuntos de medidas. O primeiro é composto por Medidas de Envolvimento (componentes afetivos, formados pelas impressões emocionais ou

intangíveis), analisado pela questão 15 do questionário; o segundo compreende Medidas Cognitivas (componentes formados pelas impressões racionais e inteligentes), analisado pela questão 16; e o último por Medidas Comportamentais (intenção de adesão futura e consideração), analisado pela questão 17.

Um dos grandes diferenciais da metodologia do CTM é medir esse último item através da utilização de uma escala com número ímpar de pontos (onze, nove ou sete pontos), tendo dois tipos de entradas - literal e numérica - que instigam o respondente a pensar mais sobre a ideia antes de responder. No caso do presente estudo, foi utilizada a escala de sete pontos, conforme Figura 8. Essa escala foi apresentada na questão 17, e as respostas refletem a intenção do respondente em usar o aplicativo, portanto é a questão base para identificar o perfil com maior predisposição ao uso. A partir das porcentagens obtidas para cada ponto da escala é possível dividir a amostra em dois grupos: os *Early Adopters* (maior predisposição, 60 ou mais chances em 100) e os *Late Adopters* (menor predisposição, 40 ou menos chances em 100).

Com o uso de uma macro no Excel, as respostas são ajustadas com base em evidências empíricas de superestimação da intenção de adesão, que aplicam um peso padrão pré-definido para cada ponto da escala que calculam a probabilidade real a partir de probabilidade declarada (CLANCY & KRIEG, 2000). Dessa forma, chega-se a uma porcentagem única do *trial* para quantificar cada grupo e para a amostra total. Isto é, essa porcentagem significa quantas pessoas a cada dez pessoas têm predisposição para usar aquele produto. Além disso, juntamente com as respostas das questões 15 e 16 é possível analisar as impressões emocionais e racionais de cada grupo perante ao conceito apresentado.

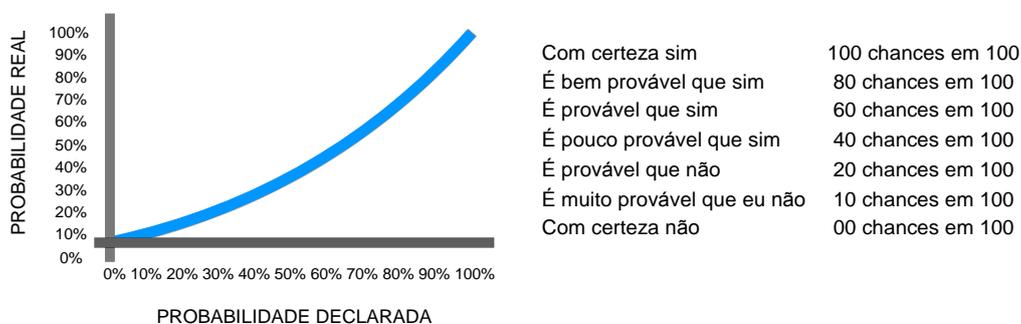


Figura 8 – Representação gráfica da Escala de Sete Pontos

Fonte: Elaborado pela autora. Dados: Clancy & Krieg, 2000.

Após a definição dos grupos e cálculo da porcentagem de adesão ao conceito, foi utilizado o método da tabulação cruzada para traçar o perfil dos *early adopters*. Segundo Malhortra (2011, p. 365), a tabulação cruzada “descreve [a distribuição de frequência] de duas ou mais variáveis simultaneamente”. Através de tabelas, é possível observar as respostas de duas ou mais questões combinadas, resultando em uma análise mais profunda do que considerar cada uma das respostas individualmente. No presente estudo, utilizou-se esse método cruzando a questão 18 (na coluna) com as questões de 1 a 5, a fim de obter as características demográficas; e com as questões 7 e 9, para começar a avaliar o perfil financeiro dos *early adopters* que será complementado pelos níveis de aversão ao risco e educação financeira.

Para caracterizar os grupos em relação aos níveis de aversão ao risco e educação financeira também foi feita uma tabulação cruzada com a questão 18. Entretanto, primeiramente foi necessário identificar e classificar cada respondente nos níveis adequados. Para ambas as variáveis, havia no questionário uma questão-chave, ou seja, aquela em que o respondente afirmava diretamente qual nível ele acredita pertencer. Entretanto, somente essa resposta não é suficiente para traçar um perfil com credibilidade, logo utilizou-se outras questões em que esses níveis pudessem ser também testados indiretamente para definir a classificação final.

No quesito “aversão ao risco”, a questão-chave foi a de número 13; usou-se as questões 10, 11 e 12 para validá-la e calibrá-la. Cada opção de resposta das questões foi classificada em um dos quatro perfis e convertido para um valor numérico, conforme a Tabela 1. Em seguida, foi feita uma média ponderada entre as três últimas questões, atribuindo o maior peso (0,5) para a Q12 por sua natureza e por possuir todas as alternativas de perfil de risco, enquanto que para as demais atribuiu-se o peso de 0,25. O resultado dessa média foi ponderado com a Q13, utilizando o peso de 0,6 para a questão-chave e 0,4 para a média das demais.

Tabela 1 – Classificação das alternativas de resposta pelo perfil de risco e conversão numérica

Q13	Qual das seguintes afirmações está mais próxima do total de risco que você está disposto a ter quando pensa em investir?	Perfil de Risco	Conversão
1	Prefiro investir em produtos com alto risco financeiro	Arrojado	100
2	Prefiro investir em produtos com médio risco financeiro	Moderado	70
3	Prefiro investir em produtos com baixo risco financeiro	Conservador	30
4	Não estou disposto a investir em produtos com risco financeiro	Ultraconservador	0
Q12	Se você tivesse R\$ 100.000,00 em suas mãos para investir, o que você faria?	Perfil de Risco	Conversão
1	Compraria um carro	Ultraconservador	0
2	Daria entrada em um apartamento	Ultraconservador	0
3	Aplicaria tudo em renda fixa	Conservador	30
4	Diversificaria os investimentos e aplicaria um pouco em cada alternativa	Moderado	70
5	Aplicaria tudo em Poupança	Conservador	30
6	Aplicaria tudo na Bolsa de Valores	Arrojado	100
7	Aplicaria tudo em Previdência Privada	Conservador	30
Q10	Imagina que você tivesse que escolher entre 2 bilhetes premiados, cada um com uma das opções abaixo. Qual você escolheria?	Perfil de Risco	Conversão
1	Um ganho certo de 1000	Conservador	30
2	50% de chances de ganhar 2000	Arrojado	100
Q11	Agora imagina que os bilhetes estivessem com essas outras duas opções. Qual delas você escolheria?	Perfil de Risco	Conversão
1	Uma perda certa de 1000	Conservador	30
2	50% de chances de perder 2000	Arrojado	100

Fonte: Elaborado pela autora.

Dessa forma chegou-se a um valor final de 0 a 100 para caracterizar o perfil de risco do respondente conforme os intervalos da Tabela 2. Como apresentado no tópico 2, o perfil arrojado é o menos avesso ao risco e o conservador e ultraconservador, os mais avessos. Incluiu-se o perfil ultraconservador dentre as opções para classificar aquelas pessoas que sempre optam pelo mínimo risco possível e priorizam o uso de seus recursos para compra de imobilizados (como automóveis e imóveis) antes de investir em ativos financeiros.

Tabela 2 – Classificação dos valores finais da validação de acordo com o perfil de risco

Valor Final	Perfil de Risco
71-100	Arrojado
51-70	Moderado
31-50	Conservador
0-30	Ultraconservador

Fonte: Elaborado pela autora.

Para o quesito “nível de educação financeira”, a Q6 foi utilizada como questão-chave como base e usou-se as Q8 e Q14 para validá-la. As alternativas de resposta da Q6 foram convertidas para uma escala numérica, conforme a Tabela 3. Para a Q8 e os subitens da Q14, como elas são perguntas de certo ou errado, contou-se um ponto para cada acerto, com o máximo de seis pontos. A soma dos pontos de cada respondente foi multiplicada por 2,5 e este valor foi somado à escala da Q13. Escolheu-se multiplicar os pontos obtidos por 2,5 pois, quando o respondente acertasse as seis questões, o valor a ser somado seria 15. Esse valor incrementa em 1 ponto da escala o nível de educação financeira declarado na questão-base.

Tabela 3 – Conversão das alternativas da questão 6 em escala numérica

Q6	Como você define a sua experiência com investimentos financeiros?	Escala Numérica
1	Nenhuma	0
2	Conheço um pouco renda fixa	15
3	Conheço muito renda fixa	30
4	Conheço um pouco o mercado de renda variável	45
5	Conheço muito o mercado de renda variável	60
6	Conheço um pouco de todas as alternativas de investimentos	75
7	Conheço muito todas as alternativas de investimentos	100

Fonte: Elaborado pela autora.

Diante disso, calculou-se um valor final de 0 a 100 classificado entre os níveis baixo, médio e alto conforme os intervalos da Tabela 4. A classificação “alto” foi delimitada apenas para aqueles que conhecem muito de todas as alternativas de investimento, por isso seu intervalo é mais estreito que os demais.

Tabela 4 – Classificação dos valores finais da validação de acordo com o nível de educação financeira

Valor Final	Nível de Educação Financeira
91-100	Alto
31-90	Médio
0-30	Baixo

Fonte: Elaborado pela autora.

Com a definição dos níveis de aversão ao risco e de educação financeira é possível completar a caracterização do perfil financeiro dos *early adopters*. Para tal análise foi utilizado novamente o método da tabulação cruzada para observar como essas classificações se distribuem entre os dois grupos da

amostra. Por fim, junta-se essas descobertas com as características demográficas para definir o perfil completo daqueles com maior predisposição ao uso de *robo-advisors*.

3.5. Limitações do estudo

A principal limitação do presente estudo relaciona-se à amostra de 145 respondentes, cujo tamanho é inexpressivo em comparação à população brasileira. Tentou-se obter uma amostra heterogênea, com perfis demográficos e financeiros diferentes, para evitar vieses. No entanto, devido ao tamanho, é importante ressaltar que as conclusões aqui descritas não devem ser consideradas verdades absolutas para toda a população.

Diante disso, este estudo não pretende ser uma análise conclusiva sobre o comportamento do brasileiro em relação ao uso de *robo-advisors* para investimentos financeiros. Seu principal objetivo é contribuir para uma base de pesquisas acadêmicas sobre inteligência artificial no âmbito financeiro, que ainda é escassa, sobretudo no Brasil, com ênfase no seu impacto no comportamento do investidor. Dessa forma, os resultados aqui obtidos “devem ser considerados direcionamentos a serem utilizados como ponto de partida para uma pesquisa adicional” de cunho descritivo (MALHOTRA, 2011, p. 57).

4 Apresentação e análise dos resultados

4.1. Caracterização da amostra

Considerando o total de 145 respostas válidas, a participação dos respondentes foi aproximadamente igual no que se refere ao sexo, sendo 53,1% feminino e 46,9% masculino. A idade dos respondentes também se deu de forma heterogênea, abrangendo todas as faixas etárias acima de 18 anos, com destaque para a faixa de 18 a 25 anos (24,1%) e acima de 56 anos (37,2%). O mesmo se deu para renda mensal média individual, que apresentou maiores porcentagens nas duas faixas inferiores, de até R\$ 3.000,00 (26,2%) e de R\$ 3001,00 a R\$5.000,00 (20,7%), e na faixa superior, acima de R\$20.001,00 (20,7%). Por outro lado, a escolaridade concentrou-se em Superior Completo / Pós-Graduação / Mestrado / Doutorado (80,0%). Esse dado é reforçado pelas três principais ocupações dos respondentes serem empregado CLT (29,0%), aposentado (22,8%) e empregado autônomo (20,0%). As características demográficas da amostra podem ser observadas na Tabela 5, as quais comprovam a heterogeneidade pretendida na escolha da amostra.

Tabela 5 – Perfil demográfico da amostra

		Amostra	
		(n)	(%)
Amostra Total		145	100%
Sexo	Feminino	77	53,1%
	Masculino	68	46,9%
Faixa Etária	18 - 25	35	24,1%
	26 - 35	16	11,0%
	36 - 45	19	13,1%
	46 - 55	21	14,5%
	Acima de 56	54	37,2%
Escolaridade	Fundamental 2 completo / Médio incompleto	1	0,7%
	Médio completo / Superior incompleto	28	19,3%
	Superior completo / Pós-graduação / Mestrado / Doutorado	116	80,0%
Ocupação	Estudante	13	9,0%
	Empregado CLT	42	29,0%
	Empregado Autônomo	29	20,0%
	Empresário	19	13,1%
	Dona de casa/do lar	3	2,1%
	Desempregado	6	4,1%
	Aposentado	33	22,8%
Renda mensal individual	R\$ 20.001,00 ou mais	30	20,7%
	R\$ 10.001,00 a R\$ 20.000,00	25	17,2%
	R\$ 5.001,00 a R\$ 10.000,00	22	15,2%
	R\$ 3.001,00 a R\$ 5.000,00	30	20,7%
	Até R\$ 3.000,00	38	26,2%

Fonte: Elaborado pela autora

Em relação ao perfil financeiro da amostra, observa-se na Tabela 6 que 60,7% possui investimento financeiro no momento e 64,8% não faz ou nunca fez uso dos serviços de um consultor para realizar aplicações em ativos financeiros. Quanto ao risco, 59,3% dos respondentes possui maior aversão ao risco, sendo 42,1% de perfil conservador e 17,2% ultraconservador. Além disso, aproximadamente 1/3 (30,3%) dos respondentes possui perfil moderado. Por fim, a educação financeira da amostra se deu predominantemente nos níveis baixo e médio, com 48,3% para cada classificação.

Tabela 6 – Perfil financeiro da amostra

		Amostra	
		(n)	(%)
Amostra Total		145	100%
Possui Investimentos	Sim	88	60,7%
	Não	57	39,3%
Faz/já fez uso de consultor financeiro	Sim	51	35,2%
	Não	94	64,8%
Perfil de Risco	Arrojado	15	10,3%
	Moderado	44	30,3%
	Conservador	61	42,1%
	Ultraconservador	25	17,2%
Nível de Educação Financeira	Alto	5	3,4%
	Médio	70	48,3%
	Baixo	70	48,3%

Fonte: Elaborado pela autora

4.2. Análise dos resultados

4.2.1. Teste de conceito

Conforme explicado no tópico 3.4, utilizou-se a questão do *trial* (Q18) para dividir a amostra em *early adopters* e *late adopters*. Na Tabela 7 constata-se que os *early adopters* representam 61,4% da amostra, ou seja, a maioria declara ser no mínimo provável a utilização da ferramenta para fazer o próximo investimento financeiro. Essa alta porcentagem de intenção de adesão significa que a maioria possui medidas comportamentais positivas ao uso de *robo-advisors* (60 ou mais chances em 100).

Tabela 7 – Divisão da amostra em *early* e *late adopters*

		Amostra	
		(n)	(%)
Amostra Total		145	100%
<i>Adopters</i>	<i>Early</i>	89	61,4%
	Com certeza sim (100 chances em 100)	8	5,5%
	É bem provável que sim (80 chances em 100)	35	24,1%
	É provável que sim (60 chances em 100)	46	31,7%
	<i>Late</i>	56	38,6%
	É pouco provável que sim (40 chances em 100)	31	21,4%
	É provável que não (20 chances em 100)	12	8,3%
	É muito provável que não (10 chances em 100)	8	5,5%
	Com certeza não (0 chances em 100)	5	3,4%

Fonte: Elaborado pela autora.

Aplicando cada porcentagem da escala da Tabela 7 na macro do CTM, temos que a probabilidade de um *early adopter* usar a ferramenta apresentada no conceito é de 43%, enquanto que para um *late adopter* é de 10%. Na média, a probabilidade de adesão encontrada para a amostra total é de 30%, ou seja, acima da referência de 20% que o método do CTM preconiza como necessária para um lançamento de um produto ou serviço de sucesso (CLANSEY & KRIEG, 2000).

Para completar os três conjuntos de medidas do CTM, observa-se na Tabela 8 a distribuição das respostas para as demais perguntas do teste de conceito sob a ótica de cada grupo. Metade (50,6%) dos *early adopters* classificam o uso de *robo-advisors* como uma ideia muito boa ou excelente. Além disso, cerca de 75,3% desse grupo vê credibilidade na maior parte (34,8%), em quase tudo (21,3%) ou tudo (19,1%) o que leram no conceito

(contra 35,7% dos *Late Adopters*). Por fim, aproximadamente metade dos *Early Adopters* (47,2%) se sentiu mais segura para começar a investir utilizando a ferramenta, o que responde um dos questionamentos iniciais deste estudo a respeito da segurança transmitida pelo aplicativo para potenciais investidores. Além disso, 25,8% declara que usaria a ferramenta para investimentos de baixo risco; e 20,2% se sente mais confortáveis para superar vieses comportamentais e investir em ativos de maior risco financeiro a partir das recomendações do *robo-advisor*. Vale ressaltar que 44,6% dos *late adopters* declara que usaria a ferramenta para investimentos de menor risco, evidenciando que apesar de eles estarem menos abertos ao conceito, nem todos descartam o seu uso no futuro.

Tabela 8 – Caracterização dos *early* e *late adopters* nos demais quesitos do CTM e o motivo para adesão da ferramenta

		<i>Early Adopter</i>		<i>Late Adopter</i>	
		(n)	(%)	(n)	(%)
Amostra por grupo		89	100%	56	100%
Primeira impressão sobre a ferramenta	Péssima ideia	0	0,0%	3	5,4%
	Ideia muito ruim	0	0,0%	0	0,0%
	Ideia ruim	0	0,0%	6	10,7%
	Ideia nem boa nem ruim	4	4,5%	15	26,8%
	Boa ideia	40	44,9%	25	44,6%
	Muito boa ideia	28	31,5%	7	12,5%
	Excelente ideia	17	19,1%	0	0,0%
O quanto acredita no conceito descrito	Não acredito em nada da descrição	0	0,0%	1	1,8%
	Não acredito em quase nada da descrição	0	0,0%	4	7,1%
	Acredito em poucas partes da descrição	0	0,0%	12	21,4%
	Acredito em algumas partes da descrição	22	24,7%	19	33,9%
	Acredito na maior parte da descrição	31	34,8%	15	26,8%
	Acredito em quase tudo da descrição	19	21,3%	5	8,9%
	Acredito em tudo da descrição	17	19,1%	0	0,0%
Motivo para uso ou não da ferramenta	Usaria, pois me sentiria mais confortável para fazer investimentos de maior risco com as recomendações de um <i>robo-advisor</i> .	18	20,2%	1	1,8%
	Usaria, pois me sentiria mais tranquilo e seguro para começar a fazer investimentos utilizando a ferramenta	42	47,2%	4	7,1%
	Usaria, mas somente para investimentos de menor risco.	23	25,8%	25	44,6%
	Não usaria, pois não abro mão de uma consultoria financeira pessoal, com que eu possa interagir e discutir antes de investir.	6	6,7%	17	30,4%
	Não usaria, pois prefiro tomar minhas decisões de investimento sem intervenção de terceiros.	0	0,0%	9	16,1%

Fonte: Elaborado pela autora.

4.2.2. Perfil dos *early adopters*

A distribuição dos *early adopters* da amostra se mostrou de forma equilibrada entre os sexos, com 52,8% feminino e 47,2% masculino, conforme a tabela 9. O mesmo aconteceu com a renda mensal, apesar de haver uma

presença um pouco maior (33,7%) de pessoas com renda igual ou inferior a R\$3.000,00. Em termos de escolaridade, o grupo de *early adopters* conta com uma maior concentração de pessoas com nível Médio completo/Superior incompleto (23,6%) do que os *late adopters* (12,5%). Mas, a maioria possui curso Superior completo ou outros níveis acima (75,3%), assim como a amostra total. Essas evidências mostram que esses aspectos não são tão preditivos para predisposição ao uso do aplicativo no Brasil. Por sua vez, em um estudo feito na Itália, os achados foram diferentes, onde a maioria dos usuários era do sexo masculino e de elevada renda (Consob apud KAYA, 2017).

Tabela 9 – Comparação das características demográficas dos *early* e *late adopters*

		<i>Early Adopters</i>		<i>Late Adopters</i>	
		(n)	(%)	(n)	(%)
Amostra por grupo		89	100%	56	100%
Sexo	Feminino	47	52,8%	30	53,6%
	Masculino	42	47,2%	26	46,4%
Faixa Etária	18 - 25	29	32,6%	6	10,7%
	26 - 35	14	15,7%	2	3,6%
	36 - 45	10	11,2%	9	16,1%
	46 - 55	13	14,6%	8	14,3%
	Acima de 56	23	25,8%	31	55,4%
Escolaridade	Fundamental 2 completo / Médio incompleto	1	1,1%	0	0,0%
	Médio completo / Superior incompleto	21	23,6%	7	12,5%
	Superior completo / Pós-graduação / Mestrado / Doutorado	67	75,3%	49	87,5%
Ocupação	Estudante	11	12,4%	2	3,6%
	Empregado CLT	29	32,6%	13	23,2%
	Empregado Autônomo	18	20,2%	11	19,6%
	Empresário	14	15,7%	5	8,9%
	Dona de casa/do lar	2	2,2%	1	1,8%
	Desempregado	5	5,6%	1	1,8%
	Aposentado	10	11,2%	23	41,1%
Renda mensal individual	R\$ 20.001,00 ou mais	16	18,0%	14	25,0%
	R\$ 10.001,00 a R\$ 20.000,00	15	16,9%	10	17,9%
	R\$ 5.001,00 a R\$ 10.000,00	11	12,4%	11	19,6%
	R\$ 3.001,00 a R\$ 5.000,00	17	19,1%	13	23,2%
	Até R\$ 3.000,00	30	33,7%	8	14,3%

Fonte: Elaborado pela autora.

Em termos de faixa etária, há predominância entre os mais jovens, sendo 48,3% de 18 a 35 anos e apenas 25,8% acima de 56 anos, enquanto nos *late adopters* mais da metade (55,4%) está na última faixa considerada. Isso é corroborado pela maior presença dos *late adopters* na ocupação de Aposentado (41,1%), enquanto 65,2% dos *early adopters* são estudantes, empregados CLT ou empregados autônomos. Esse resultado demográfico é condizente com os resultados encontrados em estudos com usuários norte-americanos nesse quesito, onde nos primeiros anos da introdução dos *robo-advisors* no país a faixa de 18-35 anos representava de 50 a 60% dos usuários (KAYA, 2017; LEGG

MASON, 2019). Além disso, estudos também mostraram que recentemente o número de clientes de gerações mais antiga tem aumentado (KAYA, 2017). Isso reforça o achado no presente estudo de que, mesmo não sendo tão abertos ao novo conceito quanto os mais jovens, há possibilidade de os *late adopters* utilizarem a ferramenta no futuro quando esta estiver mais difundida no mercado brasileiro.

Pela ótica de comportamento financeiro, a tabela 10 mostra que apenas 30,3% dos *early adopters* já utilizou do auxílio de um consultor financeiro para realizar investimentos, percentual próximo ao verificado na amostra total (35,2%), enquanto que para os *late adopters* a distribuição é levemente maior (42,9%). Dessa forma, esse quesito não é determinante para a adoção da ferramenta. Ademais, quase metade (43,8%) dos *early adopters* não possui nenhum recurso investido em ativos financeiros, contra 32,1% dos *late adopters*. Isso reforça o achado de que o uso de *robo-advisors* pode trazer mais segurança e confiança para aqueles que ainda não tem recurso investido, mas querem se tornar investidores.

Tabela 10 – Comparação do perfil financeiro dos early e late adopters

		<i>Early Adopters</i>		<i>Late Adopters</i>	
		(n)	(%)	(n)	(%)
Amostra por grupo		89	100%	56	100%
Possui Investimentos	Sim	50	56,2%	38	67,9%
	Não	39	43,8%	18	32,1%
Faz/já fez uso de consultor financeiro	Sim	27	30,3%	24	42,9%
	Não	62	69,7%	32	57,1%
Perfil de Risco	Arrojado	13	14,6%	2	3,6%
	Moderado	38	42,7%	23	41,1%
	Conservador	24	27,0%	20	35,7%
	Ultraconservador	14	15,7%	11	19,6%
Nível de Educação Financeira	Alto	3	3,4%	2	3,6%
	Médio	42	47,2%	28	50,0%
	Baixo	44	49,4%	26	46,4%

Fonte: Elaborado pela autora.

Entre os demais quesitos restantes, o perfil de risco foi aquele que teve alguma influência na predisposição ao uso de aplicativos baseados em *robo-advisors*. Mais da metade (57,3%) dos *early adopters* são menos avessos ao risco, ou seja, possuem perfil moderado (42,7%) e arrojado (14,6%), enquanto a maioria dos *late adopters* são mais avessos ao risco, com 55,4% entre os perfis conservador e ultraconservador. Esse achado converge com a lenta adesão de pessoas com maior aversão ao risco evidenciada em estudo dos usuários norte

americanos (JUNG et. al., 2017). Entretanto, apesar da predominância de perfis menos avessos ao risco, há uma considerável participação (15,7%) de pessoas com perfil ultraconservador entre os *early adopters*. Isso corrobora a segurança e confiança trazida pelo *robo-advisor*, já que até pessoas avessas ao mínimo risco possível estão dispostas a usá-lo. Desse modo, conclui-se que o perfil de risco possui influência na intenção de uso, mas não é determinante.

Por fim, a Tabela 10 também evidencia que o nível de educação financeira não é preditivo para o uso de *robo-advisors*, visto que a distribuição percentual entre os níveis é praticamente igual para *early* e *late adopters*. Em ambos se observa uma significativa predominância dos níveis médio e baixo, apesar dos *early adopters* apresentarem um percentual maior de pessoas com baixa educação financeira. Esse achado difere de um estudo feito com italianos, no qual a maioria dos usuários era de pessoas com alto nível de educação financeira (Consob apud KAYA, 2017). No entanto, essa divergência pode ser explicada pelo baixo nível de educação financeira do Brasil como um todo, já que 54% dos brasileiros não conhece nenhum tipo de investimento financeiro (ANBIMA, 2018).

5 Conclusões e recomendações para novos estudos

Este trabalho pretendeu investigar uma das aplicações da Inteligência Artificial no mercado financeiro e sua relação com finanças comportamentais no Brasil. O foco do estudo recaiu sobre a predisposição ao uso de aplicativos baseados na IA de *robo-advisors* e sua relação com os níveis de aversão ao risco e educação financeira do potencial usuário.

Tal questão se mostra importante na medida em que a recente chegada desses aplicativos no Brasil tem potencial para transformar o meio pelo qual as pessoas realizam investimento ao democratizar a consultoria financeira. Mas, estudos acadêmicos sobre o tema ainda são escassos no país. Diante disso, torna-se relevante investigar não somente a intenção de adesão de brasileiros à nova ferramenta, mas também como ela se relaciona com a tomada de decisão do investidor brasileiro perante ao risco, considerando seu nível de educação financeira.

Para aprofundar a análise pretendida, investigou-se a perspectiva de Gomber et al. (2017) quanto ao tema de *Digital Finance* e suas ramificações, com ênfase nos aspectos de *Digital Financial Advice* e *Fintech Companies*. Ademais, utilizou-se como base as perspectivas de Fisch (2018), Jung et al. (2018) e Kaya (2017) sobre os conceitos específicos de *robo-advisors* e a forma como a ferramenta funciona. Os dados no estudo deste último autor sobre usuários norte-americanos de *robo-advice*, juntamente com os achados da empresa gestora de investimentos Legg Mason (2019), foram relevantes para a comparação com os resultados do presente estudo. Esse *benchmark* foi importante para analisar potenciais diferenças no perfil de usuários em países desenvolvidos e em países em desenvolvimento.

No aspecto de aversão ao risco, investigou-se a perspectiva presente nos livros de Kahneman (2013) e Thaler e Sustein (2008) a respeito da aversão a perdas do ser humano, e como isso influencia na tomada de decisão de investimentos e, conseqüentemente, na sua aversão ao risco. Esse ponto de vista foi a base para analisar o possível impacto do grau de aversão ao risco na intenção de adesão aos *robo-advisors*. Para a abordagem da educação financeira, estudou-se a perspectiva apresentada por Poltrich et al. (2015) e os

conceitos definidos pela OECD (apud WORLD BANK, 2014). Em termos de comparação com dados encontrados no estudo, utilizou-se como referência o estudo da ANBIMA (2018) sobre o comportamento financeiro da população brasileira nos âmbitos de aversão ao risco e nível de educação financeira.

Para atingir aos objetivos pretendidos, realizou-se uma pesquisa exploratória através de um questionário online. Foram coletadas 145 respostas válidas de uma amostra com perfis demográfico e comportamentos financeiros heterogêneos. Os dados foram tratados através da metodologia do *Concept Test Model* (CTM) e do método da tabulação cruzada. Através desse tratamento foi possível repartir a amostra total em dois grupos com base na intenção adesão (*early* e *late Adopters*) para identificar o perfil demográfico e financeiro predominante dentre aqueles com maior predisposição ao uso de *robo-advisors*.

A investigação apontou que a intenção de adesão é influenciada por variáveis de cunho demográfico e de comportamento financeiro em diferentes intensidades. A faixa etária se mostrou como varável mais preditiva para o uso desses aplicativos em um primeiro momento, visto que quase a metade (48,3%) dos *early adopters* é composta por jovens de 18 a 35 anos. Entretanto, assim como mostrou o estudo da Legg Mason a respeito dos norte-americanos, os primeiros usuários são dessa faixa etária, mas há potencial para adesão futura de gerações mais antigas após a consolidação da ferramenta no mercado.

Em seguida, o perfil de risco mostrou ser um pouco menos determinante, pois apesar de mais da metade (57,3%) do grupo possuir perfil moderado ou arrojado, a nova ferramenta também atraiu um percentual considerável de pessoas do perfil conservador (27,0%). Entretanto, a maior parte daqueles com alta aversão ao risco está no grupo dos *late adopters*, o que reforça a lenta adesão de pessoas com esse perfil de risco, conforme evidenciado também em estudo sobre usuários norte-americanos (JUNG et. al., 2017).

Por fim, em termos de educação financeira, os *robo-advisors* são levemente mais atrativos para aqueles com menos conhecimento sobre mercado financeiro, mas isso não é tão preditivo pois a diferença entre os percentuais dos *early* e *late adopters* é pequena. Diferentemente do resultado apontado por Kaya (2017) para usuários italianos, no qual predominou usuários com maior educação financeira. Supõe-se que essa divergência seja um reflexo do país pois, embora a amostra total do estudo não reflita a população brasileira como um todo, a predominância do baixo nível de educação financeira confirma como esta não é estimulada no país, limitando o conhecimento dos brasileiros sobre investimentos, conforme apontado em estudo da ANBIMA (2018).

Diante dessas influências, os resultados do presente estudo demonstraram que aqueles com maior predisposição ao uso de aplicativos baseados em *robo-advice* são mais jovens, menos avessos ao risco e se reconhecem como desconhecedores do mercado financeiro. A faixa etária predominante evidencia que os *early adopters* estão completando o ensino Superior ou estão no início de suas trajetórias profissionais, indicando uma menor renda mensal em comparação aos *late adopters*. Além disso, percebe-se que esses jovens possuem menor aversão ao risco (predominância de perfis arrojado e moderado) e desejo de diversificar seus investimentos aplicando em ativos de maior risco a partir das recomendações do aplicativo. Isso responde a um dos questionamentos iniciais deste estudo de que os usuários percebiam o uso do aplicativo como delegação da tomada de decisão de investimento. Portanto, isso facilita a superação da aversão ao risco que os inibem de aplicar em ativos de maior risco. Vale ressaltar também que esse grupo, em sua maioria, nunca fez uso de consultoria financeira tradicional, mas estão dispostos a testar as sugestões dessa nova forma de *advisors*.

5.1. Sugestões e recomendações para novos estudos

Como desdobramentos futuros, o presente estudo pretende servir de base para uma pesquisa mais abrangente, na qual seja possível analisar de forma mais aprofundada como a aversão ao risco e o nível de educação financeira influenciam no uso de *robo-advisors* para a realização de investimentos. Recomenda-se que novos estudos sejam feitos com uma amostra mais representativa e com respondentes de diversas regiões do país para analisar como essas variáveis se comportam em diferentes realidades. Dessa forma, pode-se também analisar os possíveis benefícios que esses aplicativos poderão trazer para os brasileiros.

Diante do achado de que a ferramenta dos *robo-advisors* atraiu pessoas com baixo nível de educação financeira, seria interessante também investigar a adesão por classe social. Como já existem estudos em países desenvolvidos que apontam o potencial desses aplicativos em contribuir para a inclusão social no mercado de investimentos devido ao seu fácil acesso e baixos custos (OZILI, 2018), seria de extrema relevância replicá-los na realidade brasileira para comparar os resultados.

Por fim, outra sugestão seria investigar no Brasil a adesão de aplicativos que se utilizam de *robo-advisors* para controle orçamentário pessoal. Seria interessante, por exemplo, comparar essa aceitação com àquela obtida por *robo-advisors* para investimentos. Além disso, analisar se nesse caso o nível de educação financeira seria mais preditivo, e se a presença ou ausência de dívidas financeiras também seria um diferencial.

6 Referências Bibliográficas

- ANBIMA. **Raio X do investidor brasileiro**. 2018. Disponível em http://www.anbima.com.br/pt_br/especial/raio-x-do-investidor-2018.htm. Acesso em: 17 de junho de 2019.
- AFFECTIVA. Disponível em <https://www.affectiva.com/#>. Acesso em: 10 de Maio de 2019
- BIRJEPATIL, S; DALAL, K. Behavioral Investment and Artificial Intelligence. **Neville Wadia Institute of Management Studies and Research – Financial Management Journal**. Volume VII. 2018. Disponível em: <http://nevillewadia.com/wp-content/uploads/2019/01/fs3.pdf> Acesso em 9 de Maio de 2019.
- BRYNJOLFSSON, E.; MCAFFE, A. The Business of Artificial Intelligence. **Harvard Business Review**. 5 set. 2017. Disponível em: <https://hbr.org/cover-story/2017/07/the-business-of-artificial-intelligence>. Acesso em 9 de Maio de 2019.
- BURNMARK. **Digital Wealth**. Abr. 2017. Disponível em: https://burnmark.com/uploads/reports/Burnmark_Report_Apr17_Digital_Wealth.pdf. Acesso em 14 de junho de 2019.
- TEMÓTEO, A; KAORU, T. Mudanças na aposentadoria. **UOL**. Brasília e São Paulo. Disponível em: <https://economia.uol.com.br/reportagens-especiais/reforma-da-previdencia-o-que-muda-na-aposentadoria/#mudancas-na-aposentadoria22> abr. 2019. Acesso em 20 de junho de 2019.
- CARNEIRO, A. C. **Relação entre Educação Financeira e Aversão ao Risco**. Rio de Janeiro, 2018. Trabalho de Conclusão de Curso de Graduação – Departamento de Administração: Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro. <https://www.maxwell.vrac.puc-rio.br/35129/35129.PDF>
- CLANCY, K. J.; KRIEG, P. C. **Counterintuitive Marketing: Achieving Great Results Using Common Sense**. 1ª ed. [S.l]: Free Press, 2000.
- CVM. **Programa de Bem-Estar Financeiro**. Módulo 06 – Introdução aos Investimentos. 2018. Disponível em https://www.investidor.gov.br/portaldoinvestidor/export/sites/portaldoinvestidor/menu/Menu_Academico/Programa_Bem-Estar_Financeiro/Apostilas/apostila_06-bef-investimentos.pdf. Acesso em 23 de junho de 2019.
- DATA SCIENCE BRIGADE. A Diferença Entre Inteligência Artificial, Machine Learning e Deep Learning. **Medium Corporation**. 25 ago. 2016. Disponível em: <https://medium.com/data-science-brigade/a-diferen%C3%A7a-entre-intelig%C3%A7%C3%A3o-artificial-machine-learning-e-deep-learning-930b5cc2aa42>. Acesso em 25 de maio de 2020.

FIGO, A. App que faz usuários gastarem mais já tem 7 mil pessoas em fila de espera. **Exame**. 13 fev. 2019. Disponível em: <https://exame.abril.com.br/seu-dinheiro/app-que-faz-usuarios-gastarem-menos-ja-tem-7-mil-pessoas-em-fila-de-espera/>. Acesso em 12 de maio de 2019

FISCH, J. E.; LABOURÉ, M; TURNER, J. A. The Emergence of Robo-advisor. **Pension Research Council**. Philadelphia. Dez. 2018. Disponível em: <https://pensionresearchcouncil.wharton.upenn.edu/wp-content/uploads/2018/12/WP-2018-12-Fisch-et-al.pdf> Acesso em 12 de Maio de 2019.

FONSECA, M. Concorrente do Guia Bolso, fintech de robôs poupadores chega ao Brasil. **Exame**. 1 mar. 2019. Disponível em: <https://exame.abril.com.br/pme/fintech-de-robos-poupadores-atrai-xp-e-fundo-com-votorantim-e-microsoft/>. Acesso em 12 de maio de 2019.

GAVA, A. M.; VIEIRA, K. M. Medindo a Tolerância ao Risco: Desenvolvimento e Validação de um Instrumento de Medida e a Influência das Variáveis Demográficas. **Anais do 30º Encontro da ANPAD**. Salvador. 2006. Disponível em: http://www.anpad.org.br/diversos/down_zips/10/enanpad2006-ficc-1735.pdf . Acesso em 10 de maio de 2020.

GOMBER, P; KOCH, J; SIERING, M. Digital Finance and FinTech: current research and future research directions. **Journal of Business Economics**, 87 (5) p. 537-580. Jul. 2017. Disponível em: <https://link.springer.com/article/10.1007/s11573-017-0852-x#citeas>. Acesso em 18 de maio de 2019

GUIABOLSO. **Release Institucional**. Disponível em: <https://www.guiabolso.com.br/release-institucional/>. Acesso em 18 de maio de 2019.

HALFELD, M; TORRES, F. F. L; Finanças Comportamentais: aplicações no contexto brasileiro. **Revista de Administração de Empresas**, vol. 41, n. 2. 2001. Disponível em: <https://www.fgv.br/rae/artigos/revista-rae-vol-41-num-2-ano-2001-nid-45389/>. Acesso em 20 de maio de 2020.

JUNG, D; DORNER, V; WEINHEARDT, C; PUSMAZ, H. Designing a robo-advisor for risk-averse, low-budget consumers. **Electronic Markets**, 28 (3) p. 367-380. Ago. 2018. Disponível em: <https://link.springer.com/article/10.1007/s12525-017-0279-9> Acesso em: 15 de maio de 2019.

KAHNEMAN, D. **Thinking, Fast and Slow**. 1 ed. *Paperback*. Nova York: Farrar, Straus and Giroux, 2013.

KAYA, O. Robo-advice – a true innovation in asset management. **Deutsche Bank Research**. 10 Ago 2017. Disponível em: https://www.dbresearch.com/PROD/RPS_EN-PROD/PROD000000000449125/Robo-advice_%E2%80%93_a_true_innovation_in_asset_managemen.pdf. Acesso em 14 de maio de 2019.

LEGG MASON – Global Asset Management. **Rise of The Conviction Investor: Ethics and the search for outperformance driving trends in 2019.** 2019. Disponível em: <https://www.leggmason.com/content/dam/leggmason/documents/en/insights-and-education/brochure/global-investment-survey-brochure.pdf>

LONG, H. 10 Best Investing Apps (and sites). **CNN Money**. 26 Out. 2016. Disponível em <https://money.cnn.com/gallery/investing/2016/06/10/10-best-investing-apps/index.html> Acesso em 12 de maio de 2019.

MALHOTRA, Naresh K. **Pesquisa de Marketing: foco na decisão.** 3ª ed. São Paulo: Pearson Prentice Hall, 2011.

MEDIUM CORPORATION. **Olivia Talks Finance: The Top Personal Finance Apps of 2015.** 2 dez. 2015. Disponível em <https://medium.com/olivia-talks-finance/the-top-5-personal-finance-of-2015-3637dd31e843> Acesso em 12 de maio de 2019.

OLIVIA. **Sobre a Olivia – Press kit Olivia.** 2019. Disponível em <https://www.olivia.ai/br/sobre/>. Acesso em 23 de junho de 2019.

ORDONES, A. Tem mais brasileiros na cadeia do que na bolsa; por que tanta aversão ao mercado acionário?. **Infomoney**. São Paulo. 25 nov. 2013. Disponível em <https://www.infomoney.com.br/blogs/fora-do-mercado/blog-da-redacao/post/3071109/tem-mais-brasileiros-na-cadeia-do-que-na-bolsa-por-que-tanta-aversao-ao-mercado-acionario>. Acesso em 12 de maio de 2019.

OZILI, P. Impact of digital finance on financial inclusion and stability. **Borsa Istanbul Review**, 18 (4) p. 329-340. Dez. 2018. Disponível em: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S2214845017301503>. Acesso em 15 de maio de 2019.

POTRICH, A; VIEIRA, K; KIRCH, G. Determinantes da Alfabetização Financeira: Análise da Influência de Variáveis Socioeconômicas e Demográficas. **Revista Contabilidade & Finanças** vol.26, n.69, p. 362-377. 2015. <http://dx.doi.org/10.1590/1808-057x201501040>. Acesso em 20 de junho de 2019.

PRESS, G. A Very Short Story of Artificial Intelligence. **Forbes**. 30 dez. 2016. Disponível em: <https://www.forbes.com/sites/gilpress/2016/12/30/a-very-short-history-of-artificial-intelligence-ai/#17ae8706fba2>. Acesso em 9 de Maio de 2019.

PWC. **PWC's Global Artificial Intelligence Study: Sizing the prize.** 2017. Disponível em: <https://www.pwc.com/gx/en/issues/analytics/assets/pwc-ai-analysis-sizing-the-prize-report.pdf> Acesso em 9 de Maio de 2019.

SALESFORCE BRASIL. Machine Learning e Deep Learning: aprenda as diferenças. **SalesForce Brasil**. 30 abr. 2018. Disponível em: <https://www.salesforce.com/br/blog/2018/4/Machine-Learning-e-Deep-Learning-aprenda-as-diferencas.html>. Acesso em 30 de maio de 2020.

SANTOS, L. **O Conhecimento financeiro e sua relação com a tolerância ao risco e com as decisões de endividamento e investimento.** Rio de Janeiro. 2013. Dissertação (Mestrado em Administração) – Departamento de

Administração: Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro.
https://www.maxwell.vrac.puc-rio.br/Busca_etds.php?strSecao=resultado&nrSeq=22198@1

THALER, R. H.; SUNSTEIN, C. R.. **Nudge**: Improving decisions about health, wealth, and happiness. London: Penguin, 2009.

TUCKER, B. The Rise, Fall, and Rise of Artificial Intelligence. **Data Driven Investor**. 18 mai. 2018. Disponível em <https://medium.com/datadriveninvestor/the-rise-fall-and-rise-of-artificial-intelligence-1d879ce0a01b>. Acesso em 10 de maio de 2019.

RICO. **ETF**: O que é, rentabilidade, como investir, quais os melhores. 2 mai. 2018. Disponível em <https://blog.rico.com.vc/etf>. Acesso em 22 de junho de 2019.

WARREN. **Warren – o jeito mais fácil de investir bem**. Disponível em <https://warrenbrasil.com/>. Acesso em 23 de junho de 2019.

WORLD BANK. **Financial Education Programs and Strategies**. Jan 2014. Disponível em [http://documents.worldbank.org/curated/en/901211472719528753/pdf/108104-BRI-FinancialEducationProgramsandStrategies-PUBLIC.pdf](http://documents.worldbank.org/curated/en/901211472719528753/pdf/108104BRI-FinancialEducationProgramsandStrategies-PUBLIC.pdf). Acesso em 24 de junho de 2019.

WORTHIX. **Discover your Worth**. Disponível em <https://www.worthix.com/>. Acesso em 10 de maio de 2019.

Anexo 1

Questionário

Prezado (a),

Gostaria de contar com a sua colaboração nesta pesquisa sobre investimento financeiro. Ela faz parte do meu Trabalho de Conclusão de Curso (TCC) da graduação. A pesquisa não vai tomar muito do seu tempo e você não precisa se identificar. Agradeço desde já a sua colaboração!

Perfil Demográfico

Q1 Qual é a sua idade?

1. Menos de 18 anos
2. 18 a 25 anos
3. 26 a 35 anos
4. 36 a 45 anos
5. 46 a 55 anos
6. 56 a 60 anos
7. Mais de 60 anos

Q2 Qual o seu sexo?

1. Feminino
2. Masculino

Q3 Qual a sua escolaridade ?

1. Analfabeto / Fundamental 1 incompleto
2. Fundamental 1 completo / Fundamental 2 incompleto
3. Fundamental 2 completo / Médio incompleto
4. Médio completo / Superior incompleto
5. Superior completo / Pós-graduação / Mestrado / Doutorado

Q4 Qual é sua principal ocupação?

1. Estudante
2. Empregado CLT
3. Empregado Autônomo
4. Empresário
5. Dona de casa/do lar
6. Desempregado
7. Aposentado

Q5 Qual a sua renda mensal média?

1. R\$ 20.001,00 ou mais
2. R\$ 20.000,00 a R\$ 10.001,00
3. R\$ 10.000,00 a R\$ 5.001,00
4. R\$ 5.001,00 a R\$ 3.001,00
5. Até R\$ 3.000,00

Perfil Financeiro**Q6 Como você define a sua experiência com investimentos financeiros?**

1. Nenhuma
2. Conheço um pouco renda fixa
3. Conheço muito renda fixa
4. Conheço um pouco o mercado de renda variável
5. Conheço muito o mercado de renda variável
6. Conheço um pouco de todas as alternativas de investimentos
7. Conheço muito todas as alternativas de investimentos

Q7 Você atualmente possui algum investimento financeiro?

1. Sim
2. Não

Q8 Na sua opinião, qual dentre esses investimentos traz maior risco para o investidor?

1. Poupança
2. Previdência Privada
3. Fundos de Investimento
4. Bolsa de valores

Q9 Você utiliza ou já utilizou serviços de um consultor financeiro para realizar investimentos?

1. Sim
2. Não

Q10 Imagina que você tivesse que escolher entre 2 bilhetes premiados, cada um com uma das opções abaixo. Qual você escolheria?

1. Um ganho certo de R\$1.000,00
2. 50% de chance de ganhar R\$2.000,00 e 50% de chance de não ganhar nada

Q11 Agora imagine que os bilhetes estivessem com essas outras duas opções. Qual você escolheria entre elas?

1. Uma perda certa de R\$ 1.000,00
2. 50% de chance de perder R\$2.000,00 e 50% de chance de não perder nada

Q12 Se você tivesse R\$ 100.000,00 em suas mãos para investir, o que você faria?

1. Compraria um carro
2. Daria entrada em um apartamento
3. Aplicaria tudo em renda fixa
4. Diversificaria os investimentos e aplicaria um pouco em cada alternativa
5. Aplicaria tudo em poupança
6. Aplicaria tudo na Bolsa de Valores
7. Aplicaria tudo em Previdência Privada

Q13 Qual das seguintes afirmações está mais próxima do valor total de risco financeiro que você está disposto a ter quando você pensa em poupar ou investir?

1. Prefiro investir em produtos com muito risco financeiro, esperando ter muito retorno
2. Prefiro investir em produtos com médio risco financeiro, esperando retorno médio
3. Prefiro investir em produtos com baixo risco financeiro, esperando menor retorno
4. Não estou disposto a investir em produtos com risco financeiro

Q14 Responda com uma das 3 alternativas para cada item:

1. Você acredita que quando uma pessoa divide seu dinheiro entre vários investimentos diferentes, ela diminui o risco de perder dinheiro?

SIM NÃO NÃO SEI

2. Você acredita que quando uma pessoa compra um CDB (Certificado de Depósito Bancário) de um banco ela está emprestando dinheiro para o banco?

SIM NÃO NÃO SEI

3. Você acredita que o preço das ações pode variar todos os dias?

SIM NÃO NÃO SEI

4. Você acha que os títulos públicos federais são investimentos de baixo risco?

SIM NÃO NÃO SEI

5. Você acredita que os fundos de investimentos podem aplicar em vários ativos diferentes, dependendo do seu regulamento?

SIM NÃO NÃO SEI

Teste de Conceito

Agora gostaria que você lesse com atenção sobre um nova ferramenta que está sendo introduzida na área de investimentos financeiros.

Aplicativos financeiros especializados que, através da inteligência artificial de robo-advisors (conselheiros robôs) montam, em um curto espaço de tempo, um portfólio de investimento alinhado aos objetivos e ao perfil do investidor, baseado em informações disponibilizadas por este. Com essa ferramenta o usuário tem acesso a toda diversidade de produtos financeiros do mercado por um custo mais baixo do que consultorias financeiras tradicionais com a segurança garantida pela regulamentação do Banco Central e demais órgãos fiscalizadores do mercado financeiro.

Q15 Qual é a sua primeira impressão sobre essa nova ferramenta que você acabou de ler?

1. Péssima Ideia
2. Ideia muito ruim
3. Ideia ruim
4. Ideia nem boa nem ruim
5. Boa ideia
6. Muito boa ideia
7. Excelente ideia

Q16 O quanto você acha que pode acreditar na ideia descrita?

1. Não acredito em nada da descrição
2. Não acredito em quase nada da descrição
3. Acredito em poucas partes da descrição
4. Acredito em algumas partes da descrição
5. Acredito na maior parte da descrição
6. Acredito em quase tudo da descrição
7. Acredito em tudo da descrição

Q17 Considerando a ideia apresentada, me diga quais as chances de você passar a usar uma ferramenta como essa na próxima vez que for fazer um investimento

1. Com certeza sim (100 chances em 100)
2. É bem provável que sim (80 chances em 100)
3. É provável que sim (60 chances em 100)
4. É pouco provável que sim (40 chances em 100)
5. É provável que não (20 chances em 100)
6. É muito provável que não (10 chances em 100)
7. Com certeza não (0 chances em 100)

Q18 Por fim, imagine que você tem a sua disposição a ferramenta descrita acima. Você diria que:

1. Usaria, pois eu me sentiria mais confortável para fazer investimentos de maior risco com as recomendações desse tipo de ferramenta (um *robo-advisor*)
2. Usaria, pois me sentiria mais tranquilo e seguro para começar a fazer investimentos utilizando a ferramenta
3. Usaria, mas somente para investimentos de menor risco.
4. Não usaria, pois não abro mão de uma consultoria financeira pessoal, com que eu possa interagir e discutir antes de investir.
5. Não usaria, pois prefiro tomar minhas decisões de investimento sem intervenção de terceiros.