

A Influência da Percepção de Riscos e Benefícios para Continuidade de Uso de Serviços Fintechs

Artur Barretti Mascarenhas¹

arturmascarenhas@usp.br |  0000-0002-6039-5927

Cristiane Koda Perpétuo¹

cristiane.perpetuo@usp.br |  0000-0002-0814-2076

Erika Borgonovo Barrote¹

erika.barrote@usp.br |  0000-0003-4250-4488

Maria Paula Perides¹

paula.perides@terra.com.br |  0000-0002-3761-8803

RESUMO

Novas tecnologias têm impulsionado o mercado financeiro mundial, como empresas chamadas de fintech, que oferecem serviços financeiros disruptivos em que a tecnologia da informação é fator chave. O objetivo deste trabalho é identificar quais fatores mais influenciam a intenção de continuidade de uso dos produtos oferecidos por essas empresas. Para isso, foi replicada a pesquisa de Ryu (2018). O modelo adotado avalia o peso de sete fatores que compõem duas variáveis latentes - risco e benefício percebidos - na continuidade de uso desses serviços. A coleta de dados foi realizada por meio de questionário eletrônico distribuído por redes sociais entre maio e junho de 2019. Os resultados principais ratificaram sete das onze hipóteses iniciais, enfatizando que a percepção dos benefícios, especialmente os econômicos, foram relevantes para adotantes iniciais e a fluidez na transação, para adotantes tardios. Surpreendentemente, a percepção de risco não foi determinante para intenção de continuidade de uso. Uma das contribuições deste estudo é apontar possíveis características demográficas e comportamentais do cliente brasileiro de fintechs, abrindo espaço para compreensão do mercado e melhoria nos serviços.

PALAVRAS-CHAVE

fintech, intenção de continuidade, risco percebido, benefício percebido

¹Universidade de São Paulo,
São Paulo, SP, Brasil

Recebido: 23/12/2019.
Revisado: 27/03/2020.
Aceito: 20/04/2020.
Publicado Online em: 16/11/2020.
DOI: <http://dx.doi.org/10.15728/bbr.2021.18.1.1>



1. INTRODUÇÃO

Nas últimas décadas, o mundo tem passado por transformação sem precedentes. O grande avanço nas aplicações de tecnologias digitais está modificando a forma como nos comunicamos, consumimos bens e serviços, ou nos relacionamos com as pessoas. O fundador do Fórum Econômico Mundial, Klaus Schwab (2016), definiu tecnologia digital como sendo “a tecnologia fundamentada no computador, softwares e redes de comunicação”. São os chamados serviços digitais. Esses novos canais e tecnologias podem ser utilizados por diferentes consumidores, tornando os serviços mais ágeis, baratos, padronizados e confiáveis.

Com o desenvolvimento e evolução dos serviços financeiros eletrônicos tradicionais, houve o surgimento de novas empresas no setor, que usam a tecnologia, não apenas como facilitador para entregar os serviços já oferecidos tradicionalmente, mas também como uma ferramenta inovadora que interrompe a cadeia de valor, ignorando os canais existentes (Ryu, 2018). São empresas fintechs, termo composto de “finanças” e “tecnologia”, que se refere à convergência de serviços financeiros e da Tecnologia da Informação (Kim et al., 2016).

Com as fintechs, os usuários podem se conectar em uma variedade de serviços móveis, tais como fazer pagamentos, transferir dinheiro, fazer solicitações de empréstimo, compra de seguros, gerenciamento de ativos e realização de investimentos (Ryu, 2018) entre outros. Para diferenciar claramente os serviços digitais oferecidos pelas empresas financeiras tradicionais dessas novas organizações, neste artigo adotaremos a definição de Ryu (2018) para fintechs como “[...] serviços financeiros inovadores e disruptivos fornecidos por empresas não financeiras, onde a TI é o fator chave”.

Apesar dos investidores estarem apostando alto nesse modelo de negócio, a aceitação das fintechs pelos consumidores de serviços financeiros, bem como seu uso contínuo ainda é duvidoso. Alguns usuários são céticos em utilizar os serviços de fintechs por considerarem que sua operação oferece riscos consideráveis (Ryu, 2018). Assim, torna-se essencial identificar os fatores que mais influenciam as pessoas a aceitarem ou não o uso dos serviços financeiros oferecidos por essas empresas no Brasil.

Consumidores, geralmente, tomam decisões com informações incompletas ou imperfeitas (Kim et al., 2016), deparando-se com certo grau de risco, ao mesmo tempo em que identificam alguns benefícios que podem influenciar suas decisões de utilizar ou não produtos e serviços. Nem todos os consumidores reagem da mesma maneira, nem ao mesmo tempo a esses fatores percebidos. Segundo Rogers (1983), os indivíduos podem ser classificados em cinco categorias, de acordo com a velocidade com que aceitam novas tecnologias: inovadores, adotantes iniciais, maioria inicial, adotantes tardios e retardatários. Kim et al. (2010) simplificaram essa classificação, agrupando os três primeiros grupos (inovadores, adotantes iniciais e maioria inicial) em “adotantes iniciais”, os quais representam os consumidores que gostam de inovação e aceitam rapidamente as novas tecnologias. Os dois últimos grupos (adotantes tardios e retardatários) foram agrupados em “adotantes tardios”, representando aqueles mais resistentes ao uso das novas tecnologias. Foi essa a classificação adotada para este artigo.

Este trabalho tem foco em identificar tanto os fatores de benefícios percebidos, quanto os de riscos percebidos que influenciam o uso dos serviços digitais financeiros providos por empresas do tipo fintech. Para isso, a proposta é replicar a pesquisa aplicada por Ryu (2018) na Coreia do Sul e seu questionário, adaptando o modelo da autora para o público brasileiro. Com isso, buscamos responder a seguinte questão: quais são os fatores que mais influenciam a intenção de continuidade de uso por parte do consumidor de serviços digitais?

Os objetivos específicos do presente trabalho são:

- Identificar se existe diferença entre os fatores que influenciam o comportamento dos adotantes iniciais dos adotantes tardios;
- Identificar quais benefícios percebidos mais influenciam a intenção de continuidade de uso dos serviços oferecidos pelas fintechs;
- Identificar quais riscos percebidos mais influenciam a intenção de continuidade de uso dos serviços oferecidos pelas fintechs.

2. FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

Para avançar na compreensão dos fatores que influenciam a continuidade de uso de serviços de fintechs, este estudo busca incorporar e combinar modelos já estabelecidos pelas áreas de conhecimento de comportamento do consumidor, de forma a construir um modelo consolidado que possa atingir os objetivos desejados.

2.1. TRA (*THEORY OF REASONED ACTION*)

A Teoria da Ação Racional (TRA, do inglês *Theory of Reasoned Action*) é uma das teorias mais aceitas de comportamento de consumidor dentro da psicologia social, estabelecida pelos estudos de Fishbein & Ajzen (1975) e Fishbein & Ajzen (1980) para explicar comportamento em diversos contextos. Para os autores, a TRA é “desenhada para explicar virtualmente qualquer comportamento humano” (Fishbein & Ajzen, 1980). Essa teoria é apropriada para estudar fatores que influenciam o consumidor a adotar serviços digitais como nesse caso.

De acordo com a TRA, a intenção do comportamento de uma pessoa é uma medida de intensidade da intenção da pessoa em se engajar em um comportamento determinada por dois fatores em conjunto: a atitude da pessoa em relação ao comportamento e suas normas subjetivas a respeito de se engajar nesse comportamento. O fator de atitude refere-se ao estado emocional da pessoa – se é positivo ou negativo – em relação àquela tarefa: são suas crenças a respeito da probabilidade subjetiva das consequências de adotar o comportamento em questão. Já normas subjetivas são normas sociais subjetivas, ou seja, a percepção da pessoa em relação ao que seus pares pensam a respeito desse comportamento. Essa percepção é composta por suas crenças normativas, ou seja, a expectativa que pessoas ou grupos específicos têm a respeito do comportamento em questão e pela motivação da pessoa em cumprir com essas expectativas.

A Tabela 1 ilustra estudos prévios que analisaram o *framework* do processo de tomada de decisão, ao adotar ou utilizar serviços de tecnologia da informação (Shawaqfeh, 2018; Martins et al., 2014; Lee, 2009; Rahi et al., 2019; Gangwar et al., 2015; Lin et al., 2020). A maioria desses estudos consideraram os benefícios e riscos percebidos como um conceito multidimensional que geralmente contém vários tipos de benefícios e riscos.

Martins et al. (2014), por exemplo, discutem a teoria de aceitação e uso de tecnologia com os riscos percebidos no *internet banking* enfatizando o risco de barreiras psicológicas dos usuários, enquanto Rahi (2019) faz um paralelo entre expectativas de esforço e de desempenho também para o mesmo ramo. A facilidade e qualidade de crédito são exploradas por Shawaqfeh (2018) nas várias aplicações do e-commerce, reforçando que a qualidade do crédito infere segurança ao sistema.

Lee (2009) propõe um modelo teórico para explicar a intenção de utilizar serviços de *internet banking*. Neste estudo, o risco percebido foi entendido como uma composição de fatores como segurança/privacidade, risco financeiro, risco social, tempo/conveniência e riscos de desempenho, enquanto o benefício percebido foi visto como uma construção única. Gangwar et al. (2015) analisaram os benefícios e riscos na utilização dos serviços por meio da computação da nuvem.

Tabela 1

Framework da relação entre benefício e risco na adoção e uso de serviço de TI

Research context	Benefits	Risks	Authors
E-commerce	Facilidade de crédito Integração entre diferentes negócios	Desconhecimento de todas as aplicações	Shawaqfeh (2018)
Internet Banking	Diversificação de serviços Maior segurança Qualidade da transação Benefício financeiro Velocidade na transação Informação Transparência	Barreiras psicológicas Custos de equipamentos Segurança/privacidade Financeiro Social Conveniência Performance	Martins <i>et al.</i> (2014), Lee (2009), Rahi <i>et al.</i> (2019), Shawaqfeh (2018)
Computação na nuvem	Compatibilidade Prontidão organizacional de competências Suporte gerencial Facilidade de uso Competitividade Treinamento e educação	Complexidade Segurança	Gangwar <i>et al.</i> (2015)
Pagamento móvel	Compatibilidade de serviços Vantagem relativa Influência social	Custo percebido Segurança Influência social	Lin <i>et al.</i> (2020)

Neste estudo, os autores propõem seis tipos de benefícios a saber: compatibilidade, prontidão organizacional de competências, suporte gerencial, facilidade de uso, competitividade, treinamento e educação, e dois tipos de riscos - complexidade e segurança -, associados com a adoção de computação na nuvem.

Lin *et al.* (2020) investigam os antecedentes da utilização dos serviços de pagamento móvel, perspectivas estas, baseadas na teoria da relação entre custo e benefício, valor percebido e influências sociais. Como benefícios percebidos, os autores propõem vantagem relativa, compatibilidade de serviços, influência social; e como custos percebidos, os autores propuseram segurança e custos nas transações.

2.2. NET VALENCE

Combinando os benefícios e riscos percebidos, Peter e Tarpey (1975) forneceram um modelo chamado de Modelo de Valência (*Net Valence*), assumindo que os consumidores percebem produtos ou serviços com atributos positivos e negativos e tomam decisões para maximizar a valência proveniente da sua aceitação.

Especificamente, os benefícios e riscos do uso da fintech podem ser considerados de acordo com crenças pessoais (positivas ou negativas) que determinem atitudes e, mais adiante, intenções e ações comportamentais (Jurison, 1995).

O modelo *Net Valence* aborda a percepção do consumidor a respeito de riscos e benefícios do produto ou serviço a ser utilizado como fatores que influenciam sua aceitação. Esse modelo é fundamentado na teoria original chamada *Theory of Reasoned Action* (TRA) (Fishbein & Ajzen, 1980) já abordados anteriormente neste artigo.

Com base nos modelos de TRA e *Net Valence*, a intenção de usar continuamente os produtos e serviços das fintechs dependeria da percepção dos usuários em relação ao seu uso, visto que é influenciada por crenças comportamentais. Em 2018, Hyun-Sun Ryu propôs um modelo baseado nessas teorias para avaliar os fatores que fazem o usuário se tornar disposto ou hesitante para utilizar os serviços de uma fintech.

Neste modelo são abordados três tipos de benefícios: benefício econômico, como a redução de custos ou vantagens financeiras advindos da utilização de serviços das fintechs; facilidade de transação, referente à velocidade e simplicidade das transações feitas por fintechs; e conveniência, como a possibilidade de usar serviços de fintechs em qualquer lugar, a qualquer hora do dia. Também são abordados quatro tipos de riscos: financeiro, como o potencial de perda financeira na utilização de fintechs; legal, como a insegurança jurídica advinda da falta de regulamentação das fintechs; de segurança, como o potencial de perda financeira por fraude ou ataques cibernéticos que comprometam a segurança das transações da fintech; e operacional, como o potencial de perda financeira por problemas em processos internos ou insolvência de uma fintech. A Figura 1 mostra o modelo proposto e aplicado por Ryu (2018), que estabelece todas as hipóteses a serem testadas neste estudo.

O modelo proposto considera que a percepção dos benefícios e riscos obtidos por meio da utilização de fintechs influencia a intenção do consumidor a continuar utilizando esse tipo de serviço. Espera-se que os benefícios percebidos tenham influência positiva na intenção de continuidade de uso de fintechs. Por outro lado, os riscos percebidos devem influenciar negativamente essa mesma intenção de continuidade.

Dessa forma, estabelecemos as primeiras hipóteses do modelo a serem testadas:

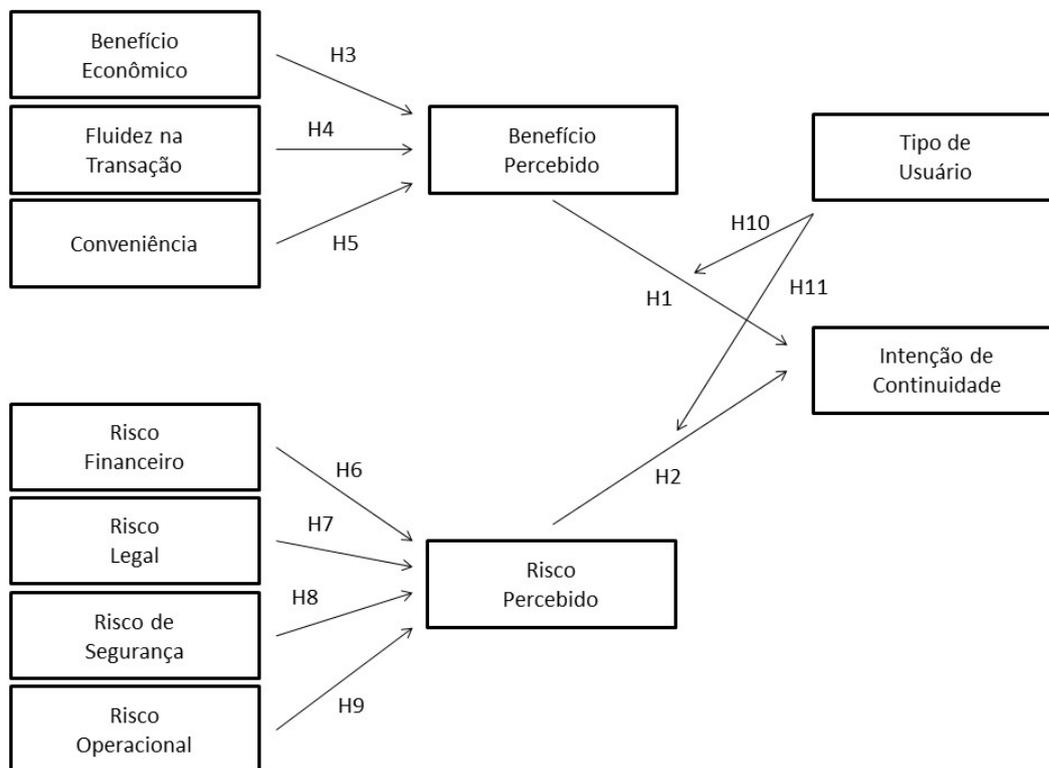


Figura 1. Modelo teórico de pesquisa de Ryu (2018).

Fonte: Ryu (2018) traduzido pelos autores.

- **H1:** O benefício percebido está positivamente relacionado à intenção de continuidade da utilização dos serviços digitais oferecidos pelas fintechs.
- **H2:** O risco percebido está negativamente relacionado à intenção de continuidade da utilização dos serviços digitais oferecidos pelas fintechs.

2.3.1 Fatores de Benefício para o uso contínuo das fintechs

As motivações dos usuários têm sido classificadas como fatores extrínsecos e intrínsecos pela teoria da avaliação cognitiva (Davis et al., 1989). Esse estudo propôs três motivações como os componentes de benefício geral percebido: benefício econômico, fluidez da transação e conveniência. O benefício econômico é a motivação mais comum e consistente para a fintech (Lee & Teo, 2015). Benefício econômico inclui reduções de custos e ganhos financeiros de transações.

Algumas aplicações das fintechs podem sugerir custos de transação mais baixos para os usuários, se comparados com provedores tradicionais de serviços financeiros, fornecendo diretamente serviços padronizados através de plataforma de serviços móvel sem intermediação (Mackenzie, 2015). Outras aplicações das fintechs, que geralmente oferecem serviços *online* ou via plataforma móvel, também podem fornecer maiores retornos aos credores, e menores taxas de juros para os mutuários do que as instituições financeiras tradicionais, usando plataformas com menores custos indiretos (Gerber et al., 2012; Lee & Lee, 2012).

A fluidez da transação refere-se ao benefício relacionado à transação do uso da fintech que elimina instituições financeiras tradicionais, permitindo que os usuários gerenciem transações em plataformas econômicas, resultando em transações financeiras mais simples e rápidas (Chishti, 2016; Zavolokina et al., 2016a). Além disso, os provedores não financeiros (ou seja, empresas de TI) podem criar e oferecer aos clientes produtos e serviços financeiros inovadores e amigáveis ao cliente, pois fornecem diretamente seus produtos e serviços.

A conveniência é uma das motivações impulsionadas pela portabilidade e acessibilidade imediata (Lee & Teo, 2015; Sharma & Gutierrez, 2010). Conveniência refere-se à flexibilidade no tempo e na localização (Okazaki & Mendez, 2013), o fator mais importante no sucesso dos serviços on-line e móveis (Kim et al., 2010). Os usuários podem adquirir conveniência e eficiência sem precedentes por meio de dispositivos móveis sem deslocamento físico para as instituições financeiras. As relações entre os fatores supracitados e o benefício percebido pelo usuário de fintechs serão testadas pelas hipóteses:

- **H3:** O benefício econômico está positivamente relacionado ao benefício percebido.
- **H4:** A fluidez da transação está positivamente relacionada ao benefício percebido.
- **H5:** A conveniência está positivamente relacionada ao benefício percebido.

2.3.2. Fatores de Risco para o uso contínuo das fintechs

Além dos benefícios percebidos, a inovação geralmente vem com riscos (Schierz et al., 2010). Como os serviços de fintechs são serviços emergentes e sem precedentes, seus usuários são vulneráveis a riscos de longo alcance.

Cunningham (1967) categorizou risco percebido em seis dimensões: desempenho, consideração financeira, oportunidade/tempo, segurança, fatores sociais e fatores psicológicos. Ao transferir essa estrutura para o contexto das fintechs, este estudo desenvolveu os quatro tipos de riscos como fatores de risco percebidos: riscos financeiro, legal, de segurança e operacional.

Risco financeiro refere-se ao potencial prejuízo financeiro nas transações financeiras das fintechs (Forsythe et al., 2006). As perdas financeiras das fintechs, causadas pelo mau funcionamento do sistema de transações financeiras, fraude financeira, risco moral e taxas extras de transação associadas ao preço de adoção inicial (Forum Econômico Mundial, 2015; Zavolokina et al., 2016b), estão negativamente relacionadas com a intenção de uso contínuo. Risco legal refere-se à incerteza da situação legal e à falta de regulações para fintechs. Como a indústria de fintechs não tem precedentes no mercado, a falta de regulação referente a perdas financeiras ou problemas de segurança pode resultar em ansiedade ou desconfiança por parte do usuário (Ryu, 2018). Risco de segurança é definido como a possível perda por fraude ou invasão por *hackers* que comprometa a segurança das transações financeiras. O uso das fintechs está associado a um potencial de perda relativamente alto (ou seja, privacidade, dados pessoais, transações) (Schierz et al., 2010). Isso também aumenta o risco percebido. O risco operacional é uma barreira crítica para os usuários, uma vez que muitas perdas operacionais importantes atingiram grandes instituições financeiras, levando à grave perturbação financeira ou colapso dessas instituições. Risco operacional refere-se à perda potencial devido a processos internos, funcionários e sistemas inadequados ou com falha (Barakat & Hussainey, 2013). Se as probabilidades de risco dos sistemas financeiros e operações da empresa forem altas, os usuários não continuarão usando fintechs. Falta de habilidades operacionais e respostas imediatas, o mau funcionamento dos sistemas e processos internos inadequados resultarão na desconfiança dos usuários e insatisfação, levando ao impedimento do uso de fintechs.

Devido aos riscos percebidos, os usuários tomarão decisões de uso com base na boa reputação das empresas de tecnologia financeira em termos de habilidades operacionais e sistemas avançados. Consequentemente, os três tipos de riscos podem afetar significativamente o risco geral percebido, influenciando negativamente a intenção de continuidade de uso da fintech. A influência dos fatores de risco citados em relação ao risco percebido pelos usuários de fintechs pode ser testada pelas hipóteses:

- **H6:** O risco financeiro está positivamente associado ao risco percebido.
- **H7:** O risco legal está positivamente associado ao risco percebido.
- **H8:** O risco de segurança está positivamente associado ao risco percebido.
- **H9:** O risco operacional está positivamente associado ao risco percebido.

2.4. TIPO DE USUÁRIO E O EFEITO DE MODERAÇÃO

Quando uma inovação é lançada no mercado, nem todos os indivíduos daquela sociedade a adotam simultaneamente. O período que cada um leva para adotar essa inovação pode variar devido a diversos fatores. Rogers (1983) classificou os indivíduos em cinco categorias, de acordo com o tempo que cada um leva para começar a utilizar uma determinada inovação. São elas: inovadores, adotantes iniciais, maioria inicial, maioria tardia e retardatários. Kim et al. (2010), ao estudarem fatores que influenciam usuários a adotarem sistemas de pagamento móveis, propuseram uma simplificação desse modelo, dividindo a amostra de usuários em adotantes iniciais e adotantes tardios. Neste estudo, adotaremos o modelo proposto por Kim et al. (2010), dividindo os respondentes da pesquisa em adotantes iniciais e tardios.

Estudos empíricos anteriores (Escobar-Rodríguez & Romero-Alonso, 2014; Hong & Zhu, 2006; Kim et al., 2010) mostram que adotantes iniciais são indivíduos interessados em adotar novas tecnologias ou serviços e estão dispostos a arriscar. Adotantes tardios são pessoas mais reservadas e céticas quanto à adoção de novas tecnologias ou serviços.

As distinções entre adotantes iniciais e tardios no setor financeiro são mais significativas do que em outros setores. A comparação das características dos adotantes precoces e tardios pode fornecer aos pesquisadores e profissionais valiosos *insights*. O modelo baseia-se nas seguintes hipóteses em relação aos diferentes tipos de usuários:

- **H₁₀**: O efeito do benefício percebido da intenção de continuidade na fintech em adotantes iniciais é maior do que em adotantes tardios.
- **H₁₁**: O efeito do risco percebido da intenção de continuidade na fintech em adotantes tardios é maior do que nos adotantes iniciais.

3. METODOLOGIA

A pesquisa realizada é considerada quantitativa, descritiva e correlacional. Os fenômenos de pesquisa são observados, registrados, analisados e correlacionados sem que haja manipulação deles (Cervo *et al.*, 2007). A estratégia de pesquisa adotada é a *survey*, na qual a obtenção dos dados e informações que se deseja levantar é feita através de um instrumento de pesquisa pré-definido, normalmente um questionário (Freitas *et al.*, 2000).

Foi feito pré-teste com oito respondentes, e o resultado obtido resultou na retirada de uma das perguntas, considerada redundante, e apontou para a necessidade de alteração da redação de três questões, tornando-as mais claras. A pergunta inicial fez a seleção dos respondentes, garantindo que todos já haviam utilizado algum serviço de fintech.

Em seguida, cada uma das hipóteses foi avaliada com três a quatro perguntas, seguindo o modelo utilizado anteriormente por Ryu (2018), com escala *Likert* de sete pontos, onde 1 (um) significava “Discordo Totalmente” e 7 (sete) “Concordo Totalmente”.

No final foram adicionadas nove questões demográficas e informativas, com intenção de conhecer as características da população de respondentes com relação a sexo, faixa etária, faixa de renda individual, nível de escolaridade, região do país em que reside, tempo de utilização dos serviços e, por fim, se o respondente também faz uso de bancos tradicionais. O questionário para coleta de dados foi elaborado na ferramenta *TypeForm*, e o *link* correspondente foi enviado aos participantes. A amostra foi selecionada por conveniência, nas redes sociais dos autores e na lista da instituição (FEA-USP), contando com respondentes de todas as regiões do país, com maior concentração na região Sudeste, conforme observado na Tabela 2.

As respostas obtidas totalizaram 181 respondentes, sendo 155 usuários de fintechs, compondo um percentual de 85,64% de participantes válidos. A Tabela 2 ilustra as características da amostra. Observa-se que houve equilíbrio entre respondentes dos sexos masculino e feminino, com grande parte dos respondentes com idades entre 16 e 45 anos, com educação superior completa ou pós-graduação, com faixa de renda acima de R\$ 4.401,00 e residentes nas regiões sudeste e sul. A amostra apresenta certa homogeneidade em relação à renda e frequência de uso de fintechs.

Neste estudo, foram adotados os métodos PLS para testar o modelo proposto e suas hipóteses, de análise por árvores de decisão e de *clusters*, para descobrir os padrões dos perfis de usuários de fintechs para prever qual público tem maior intenção de continuidade na utilização dos serviços de fintechs. O método PLS é recomendado para modelos de pesquisas preditivas, com ênfase no desenvolvimento de teoria (Hair Jr. *et al.*, 2014). Dado que este estudo é uma tentativa para avançar no modelo teórico que determina os fatores de benefício e risco que influenciam intenções de comportamento em relação a fintechs, esse método foi escolhido devido a sua adequação à ciência exploratória (Hair *et al.*, 2014). Para a análise, foi utilizado o software Smart PLS versão 3.0.

Tabela 2

Características Demográficas da Amostra

Categoria		Freq.	Percent.	Categoria		Freq.	Percent.
Sexo	Masculino	75	48,4%	Cliente de bancos tradicionais	Sim	145	93,5%
	Feminino	79	51,0%		Não	10	6,5%
	Prefiro não informar	1	0,6%		Total	155	100%
	Total	155	100%				
Tipo de usuário	Adotantes Iniciais	113	72,9%		Até R\$ 1.700	14	9,0%
	Adotantes Tardios	40	25,8%		Entre R\$ 1.701 e R\$ 2.600	14	9,0%
	Não responderam	2	1,3%	Faixa de renda	Entre R\$ 2.601 e R\$ 3.500	17	11,0%
	Total	155	100%		Entre R\$ 3.501 e R\$ 4.400	14	9,0%
					Entre R\$ 4.401 e R\$ 6.200	19	12,3%
			Entre R\$ 6.201 e R\$ 9.800		24	15,5%	
			Acima de R\$ 9.801		49	31,6%	
Faixa etária	16 a 25 anos	35	22,6%		Não informaram	4	2,6%
	26 a 35 anos	60	38,7%		Total	155	100%
	36 a 45 anos	43	27,7%				
	46 a 55 anos	9	5,8%	Tempo de uso	Menos de 3 meses	6	3,9%
	56 a 65 anos	3	1,9%		Menos de 6 meses	12	7,7%
	Acima de 65 anos	2	1,3%		Menos de 12 meses	17	11,0%
	Não informaram	3	1,9%		Menos de 18 meses	28	18,1%
	Total	155	100%		Menos de 24 meses	26	16,8%
			Mais de 24 meses		64	41,3%	
			Não informaram		2	1,3%	
			Total		155	100%	
Grau de escolaridade	Ensino fundamental	1	0,6%	Frequência de uso	Mais de uma vez por dia	29	18,7%
	Ensino médio	0	0%		Uma vez por dia	25	16,1%
	Ensino superior incompleto	21	13,5%		Duas a quatro vezes por semana	42	27,1%
	Ensino superior completo	44	28,4%		Uma vez por semana	12	7,7%
	Pós-graduação	87	56,1%		Duas quatro vezes por mês	15	9,7%
	Não informaram	2	1,3%		Uma vez por mês	19	12,3%
	Total	155	100%		Menos de uma vez por mês	11	7,1%
Região de residência	Norte	1	0,6%		Não informaram	2	1,3%
	Nordeste	4	2,6%		Total	155	100%
	Centro-Oeste	8	5,2%				
	Sudeste	120	77,4%				
	Sul	21	13,5%				
	Não informaram	1	0,6%				
	Total	155	100%				

Por conta do caráter exploratório desta pesquisa, foram realizadas as análises de *cluster* e a árvore de decisão (Oliveira, 2004). Para ambas as análises, foram utilizados o software RStudio e as bibliotecas CAR, C5.0 e *cluster*. A árvore de decisão é uma técnica de avaliação de diversas alternativas, por meio do cálculo do valor esperado para cada alternativa, apresentando como principal vantagem a compilação de estruturas compactas e de grande legibilidade, de modo que seus resultados são facilmente entendíveis (Halmenschlager, 2002).

A análise de *cluster*, também conhecida como análise de conglomerados, foi introduzida por (Tyron, 1939). Os procedimentos utilizados na análise de *cluster* podem ser hierárquicos ou não hierárquicos, e visam agrupar sujeitos ou variáveis em grupos homogêneos a partir de uma ou mais características comuns (Maroco, 2014).

4. ANÁLISE E DISCUSSÃO DOS RESULTADOS

A fim de analisar as influências de fatores comportamentais e demográficos na intenção da continuidade de uso dos serviços oferecidos pelas fintechs, além de realizar os testes das hipóteses propostas por este estudo, foram utilizados três tipos de análise: árvores de decisão, conglomerados e PLS (mínimos quadrados parciais, do inglês *partial least squares*).

4.1. ÁRVORES DE DECISÃO

Na análise de Árvore de Decisão, espera-se descobrir os padrões dos perfis de usuários de fintechs para prever qual público tem maior intenção de continuidade de permanecer na utilização desse tipo de serviço.

De acordo com os resultados da pesquisa, a partir da Análise de Árvore de Decisão, foram geradas árvores de decisão para cada um dos fatores percebidos no modelo teórico e as variáveis demográficas (sexo, faixa etária, faixa de renda, uso de serviços financeiros em bancos tradicionais, tempo de uso e região). A Tabela 3 apresenta os resultados da análise, mostrando quais variáveis demográficas foram mais utilizadas para cada fator do modelo.

Ao analisar o fator de **benefício percebido** e o **fator de risco percebido** separadamente em relação às variáveis demográficas, pode-se concluir que os atributos mais representativos na classificação da árvore foram idade, faixa de renda e tempo de uso para **benefício percebido**; e, para **risco percebido**, os atributos mais significativos foram região, tempo de uso e idade. De forma análoga, para o fator **intenção de continuidade** pode-se concluir que os atributos mais significativos para a classificação da árvore foram faixa de renda, região e tempo de uso.

4.2. CONGLOMERADOS

De acordo com os resultados da pesquisa com base na Análise de Conglomerados realizada no software RStudio, utilizando o método *Ward* e distância euclidiana, notou-se que a separação por 3 *clusters* é a que melhor produz grupos homogêneos internamente e heterogêneos entre si. A Análise de Conglomerados gerou os seguintes *clusters* reportados na Tabela 4 com o percentual de suas variáveis predominantes.

Ao analisarmos o **cluster 1**, constata-se que o percentual das variáveis predominantes são, respectivamente, faixa de renda acima de 9800 reais (4.1%), são residentes na região Centro-Oeste (5.41%), seguido pela região Nordeste (2.70%), com tempo de uso menor que 2 anos (2.03%), maior que 2 anos (2.70%), faixa etária entre 26 a 35 anos (4.05%) e entre 36 a 45 anos (3.38%), sexo masculino (3.38%) e feminino (4.73%), faixa de escolaridade com pós-graduação representando 6.76% dos casos.

Tabela 3*Resultado da Análise de Árvore de Decisão*

Categoria			Percent.	Categoria			Percent.
Intenção de Continuidade	Faixa de Renda		97,4%	Risco Percebido	Região		100,0%
	Região		85,8%		Tempo de uso		98,7%
	Tempo de uso		84,5%		Idade		76,2%
Benefício Percebido	Idade		98,1%	Risco Financeiro	Idade		98,1%
	Faixa de Renda		72,3%		Escolaridade		89,0%
	Tempo de uso		66,5%		Tempo de uso		85,2%
Benefício Econômico	Região		100,0%	Risco de Segurança	Tempo de uso		98,7%
	Sexo		92,3%		Idade		98,1%
	Faixa de Renda		73,6%		Faixa de Renda		60,0%
Fluidez na Transação	Região		100,0%	Risco Legal	Uso Banco Tradicional		98,7%
	Uso Banco Tradicional		80,0%		Região		93,6%
	Sexo		74,8%		Escolaridade		78,7%
Conveniência	Tempo de uso		98,7%	Risco Operacional	Região		100,0%
	Idade		75,5%		Uso Banco Tradicional		85,2%
	Faixa de Renda		14,8%		Tempo de uso		80,7%

Tabela 4*Clusters e suas variáveis predominantes*

Cluster 1			Cluster 2			Cluster 3		
Faixa de Renda	Acima de R\$ 9.801	4,1%	Faixa de Renda	R\$ 2.601 a R\$ 3.500	9,5%	Faixa de Renda	Acima de R\$ 9.801	27,0%
Faixa de Idade	26 a 35 anos	4,1%	Faixa de Idade	16 a 25 anos	20,3%	Faixa de Idade	36 a 45 anos	23,0%
Região de Residência	Centro-oeste	5,4%	Região de Residência	Sudeste	32,4%	Região de Residência	Sudeste	46,0%
Tempo de uso	Mais de 24 meses	2,7%	Tempo de uso	Mais de 24 meses	16,2%	Tempo de uso	Mais de 24 meses	23,7%
Sexo	Feminino	4,7%	Sexo	Feminino	21,0%	Sexo	Masculino	27,7%
Escolaridade	Pós-graduação	6,8%	Escolaridade	Superior completo	16,2%	Escolaridade	Pós-graduação	40,5%

Com relação ao **cluster 2**, pode-se observar que o percentual das variáveis predominantes são respectivamente, faixa de renda entre 2601 reais a 3500 reais (9.46%), seguida pela faixa de renda 4401 a 6200 reais (8.78%), são residentes na região Sudeste (32.43%), seguida pela região Sul (6.76%), com tempo de uso menor que 18 meses (10.14%), maior que 2 anos (16.22%), faixa etária entre 16 a 25 (20.27%) e entre 26 a 35 anos (16.89%), sexo masculino (18.24%) e feminino (20.95%), faixa de escolaridade com superior incompleto (12.84%) e superior completo representando 16.22% dos casos.

Finalmente, pode-se observar que no **cluster 3**, o percentual das variáveis predominantes são respectivamente, faixa de renda entre 6201 reais a 9800 reais (14.19%), seguida pela faixa de

renda acima de 9801 reais (27.03%), são residentes na região Sudeste (45.95%), seguida pela região Sul (6.08%), com tempo de uso menor que 2 anos (9.46%), maior que 2 anos (23.65%), faixa etária entre 26 e 35 (18.92%) e entre 36 e 45 anos (22.97%), sexo masculino (27.70%) e feminino (25%), faixa de escolaridade com superior completo (12.16%) e superior completo com pós-graduação representando 40.54% dos casos. A Figura 2 representa os três clusters com seus respectivos usuários de serviços de fintech com base nas variáveis demográficas conforme previamente descritos na metodologia.

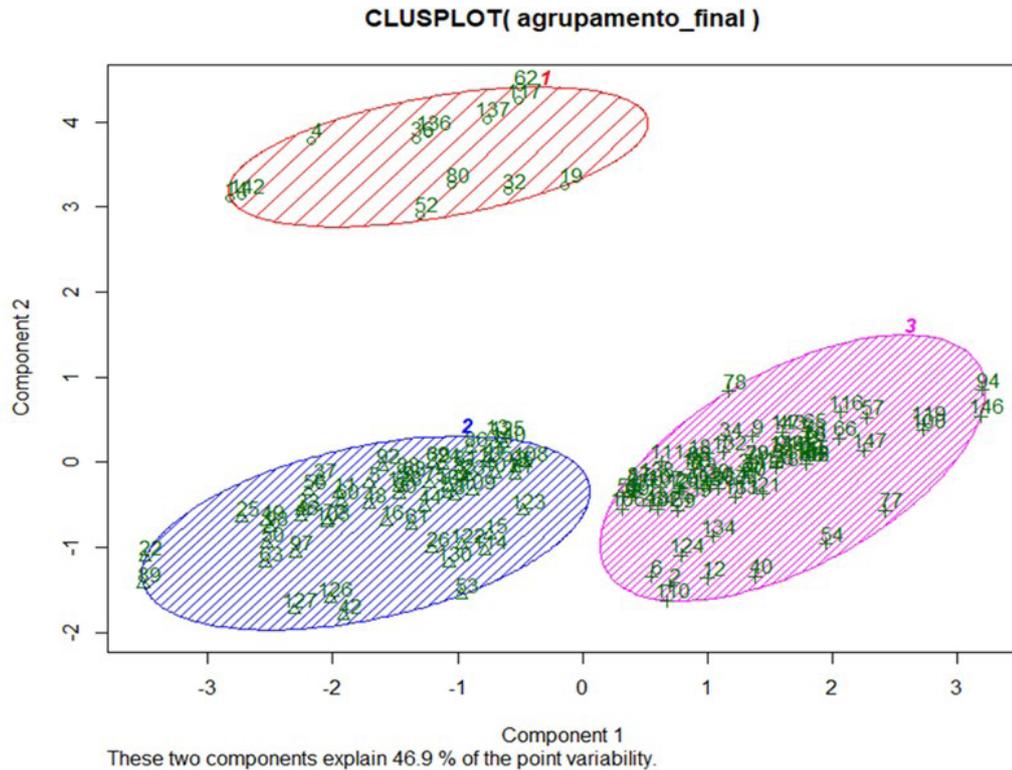


Figura 2. Clusters de respondentes.

4.3. ANÁLISE PLS

4.3.1. Modelo de Mensuração

Para validar o modelo de mensuração deste estudo, foram considerados quatro critérios que medem a confiabilidade, validade e compreensão dos itens da *survey* por parte dos respondentes: Alfa de Cronbach, Cargas Externas, Confiabilidade Composta (CR, do inglês *Composite Reliability*) e Variância Média Extraída (AVE, do inglês *Average Variance Extracted*). Segundo Hair Jr. et al. (2014), a confiabilidade dos itens pode ser analisada por meio das cargas fatoriais, que devem ter valor superior a 0,7. Os itens RP3, RS2, RL1 e RO3 não atingiram o valor sugerido. No entanto, optou-se pela não exclusão desses itens porque, ao testarem-se suas exclusões, não houve aumento na Confiabilidade Composta de seus respectivos fatores.

Para analisar a consistência interna das variáveis, utilizou-se o critério da Confiabilidade Composta, além do Alfa de Cronbach. Para o primeiro critério, os valores desejados estão entre 0,7 e 0,95 (Hair Jr. et al., 2014), sendo o modelo bem-sucedido por apresentar valores entre

0,804 e 0,929. Já para o Alfa de Cronbach, o desejável é obter valores acima de 0,7, sendo que valores acima de 0,6 são aceitáveis para modelos empíricos (Hair Jr. et al., 2014), o que foi atingido pelo modelo.

Por fim, para analisar a validade do questionário (Tabela 5), utilizou-se o critério AVE, que, segundo Hair Jr. et al. (2014), deve estar acima de 0,5, atingido pelo modelo.

Tabela 5
Validade do Questionário

Construtos	Itens	Cargas Externas	α	CR	AVE	Construtos	Itens	Cargas Externas	α	CR	AVE
Intenção de Continuidade	IC1	0,900	0,896	0,929	0,766	Conveniência	CV1	0,912	0,874	0,914	0,727
	IC2	0,770					CV2	0,769			
	IC3	0,924					CV3	0,888			
	IC4	0,898					RF1	0,723			
Benefício Percebido	BP1	0,796	0,853	0,901	0,695	Risco Financeiro	RF2	0,844	0,695	0,830	0,620
	BP2	0,866					RF3	0,790			
	BP3	0,898					RS1	0,891			
	BP4	0,768					RS2	0,514			
Risco Percebido	RP1	0,866	0,735	0,851	0,657	Risco de Segurança	RS3	0,879	0,705	0,804	0,510
	RP2	0,869					RL1	0,562			
	RP3	0,684					RL2	0,699			
	Benefício Econômico	BE1					0,853	0,815			
BE2		0,846	RL4	0,773							
BE3		0,863	RO1	0,829							
Fluidez na Transação		FT1	0,808	0,662	0,816	0,596	Risco Operacional		RO2	0,862	0,651
	FT2	0,735	RO3					0,593			
	FT3	0,772									

Uma última análise foi o cálculo da validade discriminante (VD) por meio do critério de Fornall-Larcker (Tabela 6), que compara a raiz quadrada dos valores de AVE de cada fator com a correlação entre os fatores: para cada fator, a raiz quadrada da AVE de cada fator, presente na diagonal da tabela abaixo, deve ser maior que os fatores apresentados em sua coluna. (Hair et al., 2014). Neste caso, houve um problema no teste, pois os fatores Intenção de Continuidade e Benefício Percebido apresentam um possível problema de multicolinearidade. Não obstante, os testes consequentes não apresentaram melhoras no modelo e, como os outros fatores de validade e consistência apresentaram bons resultados, decidiu-se manter o modelo proposto.

4.3.2. Testes de Hipóteses

Todas as hipóteses foram testadas por meio da análise PLS. Os coeficientes de caminho, estatísticas *t* e coeficientes de determinação (R^2) foram utilizados para testar o Modelo Estrutural. Os testes de significância de todos os coeficientes de caminho foram obtidos por meio do procedimento de amostragem PLS *bootstrap*. O modelo proposto é responsável por 77% da variância na Intenção de Continuidade no uso de fintechs.

Tabela 6
Análise de Variável Discriminante

	01 - IC	02 - BP	03 - RP	04 - BE	05 - FT	06 - CV	07 - RF	08 - RL	09 - RS	10 - RO
01 - Intenção de Continuidade	0,875									
02 - Benefício Percebido	0,876	0,834								
03 - Risco Percebido	-0,537	-0,565	0,811							
04 - Benefício Econômico	0,695	0,767	-0,418	0,854						
05 - Fluidez na Transação	0,645	0,774	-0,403	0,724	0,772					
06 - Conveniência	0,724	0,808	-0,423	0,753	0,749	0,852				
07 - Risco Financeiro	-0,454	-0,441	0,697	-0,301	-0,283	-0,363	0,780			
08 - Risco Legal	-0,237	-0,297	0,534	-0,153	-0,208	-0,250	0,488	0,714		
09 - Risco de Segurança	-0,287	-0,301	0,533	-0,206	-0,204	-0,260	0,538	0,439	0,781	
10 - Risco Operacional	-0,374	-0,413	0,671	-0,280	-0,243	-0,330	0,594	0,423	0,585	0,771

A Figura 3 mostra os coeficientes de caminho, e dois deles – Risco Percebido e Risco de Segurança – foram rejeitados pelo teste de significância. Isso demonstra que o modelo não permite concluir que os respondentes considerem que Risco de Segurança seja significativo como fator de Risco Percebido. Além disso, não podemos concluir que os respondentes consideram que a percepção de risco influencia a Intenção de Continuidade de uso de serviços de fintechs.

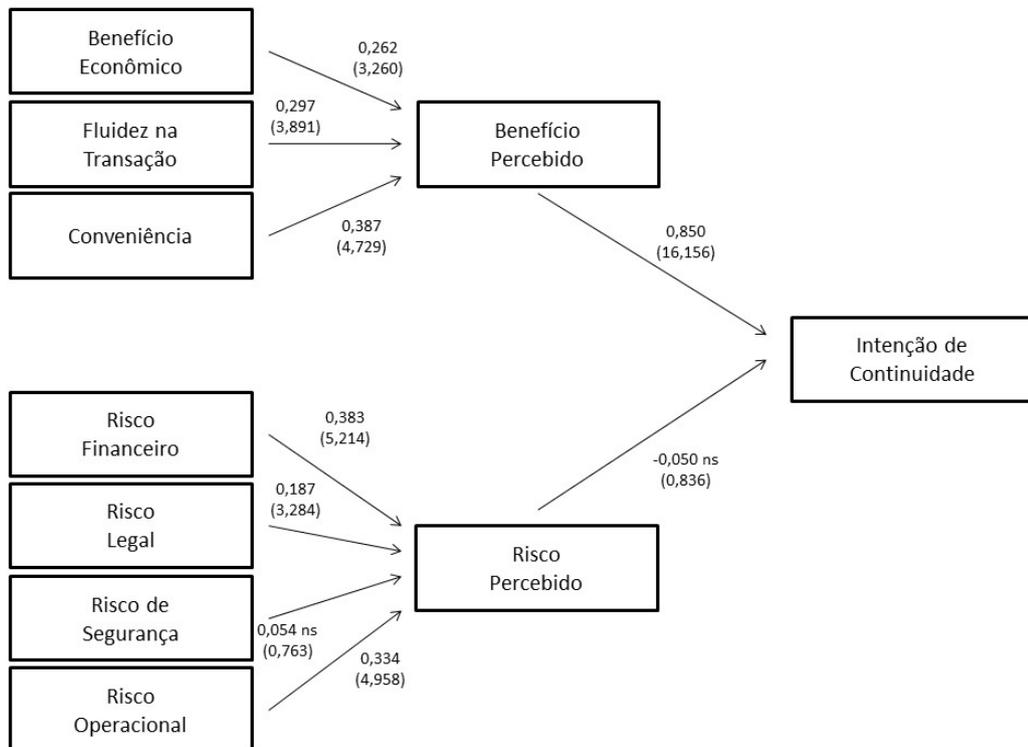


Figura 3. Riscos e Benefícios Percebidos

A Figura 3 mostra que o fator de Benefício Percebido tem um efeito positivo significativo na Intenção de Continuidade de uso da fintech ($\beta=0,850$, $p<0,05$), portanto **H1 foi aceita**. Já o Risco Percebido teve o efeito negativo esperado ($\beta=-0,050$, $p>0,05$), porém não significativo, de forma que se deve **rejeitar H2**. A aceitação de H1 e rejeição de H2 pode sugerir que usuários de fintechs consideram predominantemente os fatores ligados aos benefícios relacionados ao uso de serviços de fintechs do que os fatores relacionados aos riscos desse tipo de serviço.

Os fatores referentes ao Benefício Percebido – Benefício Econômico, Fluidez na Transação e Conveniência – tiveram efeitos positivos ($\beta=0,262$, $p<0,05$; $\beta=0,297$, $p<0,05$; $\beta=0,387$, $p<0,05$), dando suporte para que **H3, H4 e H5 sejam aceitas**. Pelos valores dos coeficientes, pode-se depreender que Conveniência é o fator que mais influencia o Benefício Percebido, seguido por Fluidez da Transação e Benefício Econômico, sugerindo que questões ligadas à flexibilidade de local e tempo na utilização dos serviços de fintechs superam em importância questões ligadas à ausência de intermediários entre cliente e produtos financeiros e questões ligadas a ganhos financeiros.

Em relação aos fatores referentes ao Risco Percebido – Risco Econômico, Risco Legal, Risco de Segurança e Risco Operacional – houve a influência positiva esperada, ou seja, influenciando positivamente o Risco Percebido. Para os fatores Risco Econômico, Risco Legal e Risco Operacional ($\beta=0,383$, $p<0,05$; $\beta=0,187$, $p<0,05$; $\beta=0,334$, $p<0,05$) houve significância estatística, suportando a **aceitação de H6, H7 e H9**. Já o fator Risco de Segurança não foi estatisticamente significativo ($\beta=0,054$, $p>0,05$), de maneira que **H8 foi rejeitada**, demonstrando que possíveis eventos de fraude ou comprometimento do sistema por fontes externas, como hackers, não influenciaram os respondentes em sua percepção de risco. Dentre os fatores presentes no modelo, o fator de Risco Econômico tem o maior efeito sobre Risco Percebido, seguido por Risco Operacional e Risco Legal, sugerindo que a aversão a perdas financeiras sobrepõe-se sobre questões relacionadas a riscos de ordem de funcionamento técnico ou de regulamentação.

4.3.3. Efeito moderador de tipos de usuários

Os usuários de fintechs foram classificados em dois tipos diferentes - iniciais e tardios - baseados nas respostas do questionário que trataram de adoção de novas tecnologias. Segundo Kim et al. (2010), as afirmativas apresentadas na Tabela 7 podem ser utilizadas para classificar usuários de fintechs em duas categorias. Baseados em suas respostas, os respondentes foram classificados em adotantes iniciais e tardios.

Tabela 7
Afirmativas sobre cada tipo de usuário

Tipo de usuário	Afirmativas
Adotante inicial	Estou disposto a correr riscos
	Me interessa por novas tecnologias
	Tenho tendência a ser o primeiro a usar novos produtos e serviços
Adotante tardio	Não gosto de correr riscos
	Me preocupo com novas tecnologias
	Tenho tendência a continuar usando produtos e serviços já existentes

O resultado da classificação alocou 72,9% dos respondentes como adotantes iniciais e 25,8% como adotantes tardios (1,3% dos respondentes não responderam a essas perguntas). As diferenças demográficas entre os dois grupos podem ser observadas por meio da Tabela 8.

Para cada um dos grupos, foi efetuada uma análise PLS com a variável moderadora “Tipo de Usuário” (Hair et al., 2014), conforme resultados apresentados na Tabela 9.

Tabela 8

Dados Demográficos

Categoria		“Adotantes iniciais”	“Adotantes tardios”	Categoria		“Adotantes iniciais”	“Adotantes tardios”
Sexo	Masculino	62	13	Faixa de renda	Até R\$ 1.700	8	6
	Feminino	51	27		Entre R\$ 1.701 e R\$ 2.600	10	4
	Total	113	40		Entre R\$ 2.601 e R\$ 3.500	13	4
Faixa etária	16 a 25 anos	25	10		Entre R\$ 3.501 e R\$ 4.400	13	1
	26 a 35 anos	46	14		Entre R\$ 4.401 e R\$ 6.200	14	5
	36 a 45 anos	32	11		Entre R\$ 6.201 e R\$ 9.800	18	6
	46 a 55 anos	5	4		Acima de R\$ 9.801	36	13
	56 a 65 anos	3	0		Não informaram	1	1
	Acima de 65 anos	1	1		Total	113	40
	Não informaram	1	0		Tempo de uso	Menos de 3 meses	5
	Total	113	40	Menos de 6 meses		9	3
Grau de escolaridade	Ensino fundamental	0	1	Menos de 12 meses		12	5
	Ensino médio	0	0	Menos de 18 meses		22	6
	Ensino superior incompleto	17	4	Menos de 24 meses		18	8
	Ensino superior completo	34	9	Mais de 24 meses		47	17
	Pós-graduação	61	26	Total		113	40
	Não informaram	1	0	Frequência de uso	Mais de uma vez por dia	24	5
	Total	113	40		Uma vez por dia	19	6
Região de residência	Norte	1	0		Duas a quatro vezes por semana	35	7
	Nordeste	4	0		Uma vez por semana	8	4
	Centro-Oeste	4	4		Duas a quatro vezes por mês	10	5
	Sudeste	91	26		Uma vez por mês	13	6
	Sul	11	10		Menos de uma vez por mês	4	7
	Não informaram	2	0	Total	5085	1800	
	Total	113	40				

Tabela 9
Coefficientes de Caminho

Caminho	Amostra Total (n=155)			Adotantes iniciais (n=113)			R ²	Adotantes tardios (n=40)			R ²
	β	t	p-valor	β	t	p-valor		β	t	p-valor	
BP → IC	0,850	16,156	0,000	0,818	17,118	0,000	0,729	0,813	5,883	0,000	0,796
RP → IC	-0,050	0,836ns	0,403	-0,067	1,334ns	0,317		-0,113	0,687ns	0,492	
BE → BP	0,262	3,260	0,001	0,412	4,099	0,001	0,682	-0,007	0,044ns	0,965	0,847
FT → BP	0,297	3,891	0,000	0,218	2,358	0,000		0,539	3,594	0,000	
CV → BP	0,387	4,729	0,000	0,295	2,843	0,000		0,410	3,160	0,002	
RF → RP	0,383	5,214	0,000	0,343	4,308	0,000	0,598	0,467	2,900	0,004	0,725
RL → RP	0,187	3,284	0,001	0,220	3,187	0,002		0,144	1,186ns	0,236	
RS → RP	0,054	0,763ns	0,445	-0,017	0,202ns	0,469		0,214	1,730ns	0,084	
RO → RP	0,334	4,958	0,000	0,378	4,722	0,000		0,230	1,938ns	0,053	

Em ambos os casos, o modelo estrutural teve bom poder de explicação para a variância na Intenção de Continuidade no uso de fintechs: 72,9% para adotantes iniciais e 79,6% para adotantes tardios. Para adotantes iniciais, os fatores de Benefício Econômico, Fluidez na Transação e Conveniência explicaram 68,2% da variância do fator Benefício Percebido e, para os adotantes tardios, esse número foi 84,7%. Já os fatores de Risco Percebido – Risco Financeiro, Risco Legal, Risco de Segurança e Risco Operacional – explicaram 59,8% da variância desse fator para adotantes iniciais e 72,5% para adotantes tardios.

Tanto para usuários iniciais ($\beta=0,818$, $p<0,05$) quanto para usuários tardios ($\beta=0,813$, $p<0,05$), o Benefício Percebido foi importante para a Intenção de Continuidade. Em ambos os casos, porém, o Risco Percebido não foi significativo. Para adotantes iniciais, o fator mais importante para explicar sua percepção de benefício foi o Benefício Econômico ($\beta=0,412$, $p<0,05$). Para adotantes tardios, esse fator não foi significativo, sendo a Fluidez de Transação o fator mais importante ($\beta=0,539$, $p<0,05$).

Em relação ao Risco Percebido, o fator Risco Operacional foi o mais importante para os adotantes iniciais ($\beta=0,378$, $p<0,05$). Já para os adotantes tardios, o fator mais relevante foi o Risco Financeiro ($\beta=0,467$, $p<0,05$).

Por fim, para verificar estatisticamente a diferença entre os diferentes tipos de usuários, foi efetuada uma análise PLS multigrupo (Qureshi & Compeau, 2009), com seus resultados apresentados na Tabela 10.

Um teste-t foi realizado para testar a significância estatística das diferenças entre os dois grupos. Em relação ao Benefício Percebido, a diferença entre os dois grupos não foi significativa, **rejeitando H10**. Para o Risco Percebido, a diferença entre adotantes iniciais e adotantes tardios também não foi significativa, **rejeitando também H11**.

Podemos concluir que o único fator cuja diferença foi estatisticamente significativa entre os grupos foi Benefício Econômico, importante para adotantes iniciais e não significativa para adotantes tardios (*diferença no coeficiente de caminho*=0,423, $p<0,05$).

A rejeição de ambas as hipóteses sugere que não existe diferença na percepção de benefícios ou riscos na Intenção de Continuidade de uso de serviços de fintech entre adotantes iniciais e tardios. Outra possibilidade explicativa para a ausência de diferença entre os grupos em relação às percepções de benefício e risco pode ser a incapacidade das perguntas apresentadas no questionário em discriminar adequadamente os usuários entre adotantes iniciais ou tardios.

Tabela 10
Análise PLS multigrupo

Caminho	Adot. iniciais		Adot. tardios		“Dif. coef. de cam.”	p-valor
	β	t	β	t		
BP → IC	0,824	16,151	0,836	6,811	0,012	0,523
RP → IC	-0,053	1,060ns	-0,093	0,631ns	0,040	0,393
BE → BP	0,415	4,131	-0,008	0,055ns	0,423	0,004
FT → BP	0,219	2,315	0,569	3,946	0,350	0,982
CV → BP	0,291	2,729	0,385	2,937	0,094	0,721
RF → RP	0,346	4,385	0,474	2,899	0,128	0,754
RL → RP	0,217	3,204	0,150	1,228ns	0,067	0,307
RS → RP	-0,010	0,119ns	0,208	1,638ns	0,218	0,928
RO → RP	0,377	4,816	0,222	1,912ns	0,155	0,134

5. CONCLUSÃO E CONSIDERAÇÕES FINAIS

5.1. RESULTADOS DE PESQUISA

O objetivo do presente estudo foi analisar a influência de fatores de benefício e risco percebidos por usuários de fintechs em sua intenção de continuidade no uso desses serviços. Seguindo o estudo realizado por Ryu (2018), foi conduzida uma *survey* com usuários de fintechs para avaliar suas percepções em relação a benefícios e riscos percebidos e um modelo foi criado a fim de identificar essas relações.

Diferentemente dos achados de Ryu (2018), este estudo identificou que usuários de fintechs residentes no Brasil não parecem considerar a percepção de risco em sua decisão de continuar utilizando os serviços, dando mais importância aos benefícios que obtêm por meio de sua utilização. Ainda, diferentemente de Ryu (2018), a separação de usuários entre adotantes iniciais e adotantes tardios não demonstrou diferença na importância que cada grupo dá para esses fatores.

A única diferença identificada entre os dois grupos foi a importância dada para o fator de Benefício Econômico por adotantes iniciais e não significativa para adotantes tardios. Talvez a percepção de benefícios financeiros seja uma das forças que move pessoas a adotarem serviços de fintechs. Nesse sentido, faz-se necessário um estudo que identifique quais os fatores que levam usuários a adotarem esse tipo de serviço.

De forma geral, os benefícios percebidos que mais influenciam a intenção de continuidade por serviços de fintechs são o Benefício Econômico para os adotantes iniciais, e a Fluidez na Transação para adotantes tardios. Não obstante, o fator Conveniência mostrou-se importante para os dois grupos. Dessa forma, talvez seja interessante para fintechs salientar esses benefícios para seus usuários a fim de aumentar o nível de retenção de seus clientes.

Em relação aos riscos percebidos, o Risco Operacional foi identificado como o mais importante para os adotantes iniciais, e Risco Financeiro foi considerado o mais importante para os adotantes tardios. Embora o Risco Percebido não tenha se mostrado significativo para a Intenção de Continuidade, provavelmente seja importante para fintechs informar melhor seus clientes em relação a fatores de risco, a fim de reduzir a insegurança a esse respeito e aumentar a intenção de seus usuários em continuar utilizando seus serviços.

5.2. LIMITAÇÕES

Uma das limitações deste estudo refere-se à dificuldade de alcançar respondentes, usuários de serviços de fintechs e de outras unidades federativas do Brasil. Por fazer uso da técnica de *Snowball*, que utiliza redes de relacionamento virtuais, limitou-se a bolhas de concentração regionais, obtidas por conveniência e que se mostraram concentradas nas regiões Sudeste e Sul do país. Além disso, o público respondente apresentou níveis de renda e de escolaridade homogêneos, uma vez que a pesquisa foi divulgada com mais ênfase dentro do ambiente acadêmico. A separação entre tipos diferentes de usuários, com um grupo (adotantes iniciais, n=113) significativamente maior que outro (adotantes tardios, n=40) foi, possivelmente, outra limitação da amostra. Com relação ao uso da escala *Likert* de 7 pontos nesta pesquisa, os respondentes podem ter evitado o uso de respostas extremas ou podem ter respondido de forma mais neutra (tendência central) em relação a visões mais aceitáveis podendo resultar, entretanto, em uma análise tendenciosa de resultados.

5.3. ESTUDOS FUTUROS

Para estudos futuros, recomenda-se a expansão da pesquisa para outras regiões e para público com nível acadêmico e de renda heterogêneos, possibilitando a comparação dos dados com esta pesquisa, a fim de formar um panorama mais completo dos usuários de fintechs no Brasil e dos fatores que influenciam sua continuidade de uso por esse serviço. Além disso, os fatores de influência deste artigo possuem certas limitações, de forma que pode ser interessante que em futuros estudos sejam incluídos outros fatores de atitude, tais como confiança e imagem da marca, bem como fatores psicológicos e normas sociais.

REFERÊNCIAS

- Barakat, A., & Hussainey, K. (2013). Bank governance, regulation, supervision, and risk reporting: Evidence from operational risk disclosures in European banks. *International Review of Financial Analysis*, 30, 254-273.
- Cervo, A. L., and Bervian, P. A. (1980). *Metodologia científica*. McGraw Hill.
- Chishti, S. (2016). How peer to peer lending and crowdfunding drive the fintech revolution in the UK. In *Banking beyond banks and money* (pp. 55-68). Springer, Cham.
- Davis, F. D., Bagozzi, R. P., and Warshaw, P. R. (1989). User acceptance of computer technology: a comparison of two theoretical models. *Management science*, 35(8), 982-1003.
- Escobar-Rodríguez, T., & Romero-Alonso, M. (2014). The acceptance of information technology innovations in hospitals: differences between early and late adopters. *Behaviour & Information Technology*, 33(11), 1231-1243.
- Fishbein, M., & Ajzen, I. (1977). *Belief, attitude, intention, and behavior: An introduction to theory and research*. Addison-Wesley.
- Fishbein, M., & Ajzen, I. (1980). *Understanding attitudes and predicting social behavior*. Englewood Cliffs.
- Forsythe, S., Liu, C., Shannon, D., & Gardner, L. C. (2006). Development of a scale to measure the perceived benefits and risks of online shopping. *Journal of interactive marketing*, 20(2), 55-75.

- Mundial, F. E. (2015). The Future of Financial Services: How disruptive innovations are reshaping the way financial services are structured, provisioned and consumed. Ginebra: FEM. http://www3.weforum.org/docs/wef_the_future_of_financial_services.pdf.
- Freitas, H., Oliveira, M., Saccol, A. Z., & Moscarola, J. (2000). O método de pesquisa *survey*. *Revista de Administração da Universidade de São Paulo*, 35(3).
- Gangwar, H., Date, H., & Ramaswamy, R. (2015). Understanding determinants of cloud computing adoption using an integrated TAM-TOE model. *Journal of Enterprise Information Management*, 28(1), 107–130. <https://doi.org/10.1108/jeim-08-2013-0065>.
- Gerber, E. M., Hui, J. S., & Kuo, P. Y. (2012, February). Crowdfunding: Why people are motivated to post and fund projects on crowdfunding platforms. In *Proceedings of the International Workshop on Design, Influence, and Social Technologies: Techniques, Impacts and Ethics* (Vol. 2, No. 11, p. 10). Northwestern University Evanston, IL.
- Hair Jr, J. F., Hult, G. T. M., Ringle, C., & Sarstedt, M. (2016). *A primer on partial least squares structural equation modeling (PLS-SEM)*. Sage publications.
- Halmenschlager, C. (2002). *Um algoritmo para indução de árvores e regras de decisão*. Porto Alegre. UFRGS. <https://lume.ufrgs.br/bitstream/handle/10183/2755/000325797.pdf>
- Hong, W., & Zhu, K. (2006). Migrating to internet-based e-commerce: Factors affecting e-commerce adoption and migration at the firm level. *Information & Management*, 43(2), 204-221.
- Jurison, J. (1995). The role of risk and return in information technology outsourcing decisions. *Journal of Information Technology*, 10(4), 239-247.
- Kim, C., Mirusmonov, M., & Lee, I. (2010). An empirical examination of factors influencing the intention to use mobile payment. *Computers in Human Behavior*, 26(3), 310-322.
- Kim, Y., Park, Y. J., Choi, J., & Yeon, J. (2016). The adoption of mobile payment services for “Fintech”. *International Journal of Applied Engineering Research*, 11(2), 1058-1061.
- Lee, D. K. C., & TEO, G. S. Z. J. (2015). Emergence of FinTech and the LASIC Principles. *Journal of Financial Perspectives*, 3(3), 1.
- Lee, M. C. (2009). Factors influencing the adoption of internet banking: An integration of TAM and TPB with perceived risk and perceived benefit. *Electronic commerce research and applications*, 8(3), 130-141.
- Lee, E., & Lee, B. (2012). Herding behavior in online P2P lending: An empirical investigation. *Electronic Commerce Research and Applications*, 11(5), 495-503.
- Lee, I., & Shin, Y. J. (2018). Fintech: Ecosystem, business models, investment decisions, and challenges. *Business Horizons*, 61(1), 35-46.
- Lin, K. Y., Wang, Y. T., & Huang, T. K. (2020). Exploring the antecedents of mobile payment service usage: Perspectives based on cost–benefit theory, perceived value, and social influences. *Online Information Review*, 44(1), 299–318. <https://doi.org/10.1108/oir-05-2018-0175>.
- Mackenzie, A. (2015). The fintech revolution. *London Business School Review*, 26(3), 50-53.
- Maroco, J. (2018). *Análise Estatística com o SPSS Statistics*. 7th ed. Report Number, Lda. Pêro Pinheiro.
- Martins, C., Oliveira, T., & Popovič, A. (2014). Understanding the Internet banking adoption: A unified theory of acceptance and use of technology and perceived risk application. *International Journal of Information Management*, 34(1), 1-13.

- Okazaki, S., & Mendez, F. (2013). Exploring convenience in mobile commerce: Moderating effects of gender. *Computers in Human Behavior*, 29(3), 1234-1242.
- Oliveira, S. V. W. B. D. (2004). *Modelo para tomada de decisão na escolha de sistema de tratamento de esgoto sanitário* (Doctoral dissertation, Universidade de São Paulo).
- Peter, J. P., & Tarpey Sr, L. X. (1975). A comparative analysis of three consumer decision strategies. *Journal of consumer research*, 2(1), 29-37.
- Qureshi, I., & Compeau, D. (2009). Assessing between-group differences in information systems research: a comparison of covariance-and component-based SEM. *Mis Quarterly*, 197-214.
- Rahi, S., Mansour, M. M. O., Alghizzawi, M., & Alnaser, F. M. (2019). Integration of UTAUT model in internet banking adoption context. *Journal of Research in Interactive Marketing*, 13(3), 411-435.
- Rogers, E. (1983). *Diffusion of innovations*. Free Press, New York.
- Ryu, H. S. (2018). What makes users willing or hesitant to use Fintech?: the moderating effect of user type. *Industrial Management & Data Systems*, 118(3), 541-569.
- Schierz, P. G., Schilke, O., & Wirtz, B. W. (2010). Understanding consumer acceptance of mobile payment services: An empirical analysis. *Electronic commerce research and applications*, 9(3), 209-216.
- Schwab, K. (2016). *A Quarta Revolução Industrial*. Edipro, São Paulo.
- Sharma, S., & Gutiérrez, J. A. (2010). An evaluation framework for viable business models for m-commerce in the information technology sector. *Electronic Markets*, 20(1), 33-52.
- Shawaqfeh, G. N. (2018). The Impact of E-Commerce on the Quality of Credit Facilities and Banking Services (Applied Study on Commercial Banks in Jordan). *Academy of Accounting and Financial Studies Journal*.
- Zavolokina, L., Dolata, M., & Schwabe, G. (2016). FinTech—What's in a Name? In: Thirty Seventh International Conference on Information Systems, Dublin, Ireland, 11 December 2016 - 14 December 2016.
- Zavolokina, L., Dolata, M., & Schwabe, G. (2016, December). FinTech transformation: How IT-enabled innovations shape the financial sector. In *FinanceCom 2016* (pp. 75-88). Springer, Cham.

CONTRIBUIÇÕES DE AUTORIA

Os autores deste trabalho declaram que trabalharam de forma igual nas etapas de conceitualização, investigação, metodologia, administração do projeto, supervisão, validação, redação e edição do presente trabalho.

CONFLITO DE INTERESSE

Todos os autores deste trabalho declaram que não têm qualquer tipo de conflito de interesses em relação aos objetos por ele abordados.