

Fatores que mais influenciam a intenção de continuidade de uso de serviços de Fintechs.

ARTUR BARRETTI MASCARENHAS

FACULDADE DE ECONOMIA, ADMINISTRAÇÃO E CONTABILIDADE DA UNIVERSIDADE DE SÃO PAULO - FEA

CRISTIANE KODA PERPÉTUO

FACULDADE DE ECONOMIA, ADMINISTRAÇÃO E CONTABILIDADE DA UNIVERSIDADE DE SÃO PAULO - FEA

ERIKA BORGONOVO BARROTE

FACULDADE DE ECONOMIA, ADMINISTRAÇÃO E CONTABILIDADE DA UNIVERSIDADE DE SÃO PAULO - FEA

MARIA PAULA NOVAKOSKI PERIDES

FACULDADE DE ECONOMIA, ADMINISTRAÇÃO E CONTABILIDADE DA UNIVERSIDADE DE SÃO PAULO - FEA

BERNADETE DE LOURDES MARINHO

FACULDADE DE ECONOMIA, ADMINISTRAÇÃO E CONTABILIDADE DA UNIVERSIDADE DE SÃO PAULO - FEA

FATORES QUE MAIS INFLUENCIAM A INTENÇÃO DE CONTINUIDADE DE USO DE SERVIÇOS DE FINTECHS.

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 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, como por exemplo: 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, nesse 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”.

Mas apesar dos investidores estarem apostando alto neste 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 estes 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), simplificou esta classificação, agrupando os três primeiros grupos (inovadores, adotantes iniciais e maioria inicial) em “adotantes iniciais”, que 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. Essa foi a classificação adotada para esse artigo.

Esse 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.

Este estudo está estruturado da seguinte forma: revisão da literatura pertinente as variáveis incluídas no estudo; hipóteses formalizadas e, posteriormente, processos de coleta e validação dos dados. Por fim, resultados, conclusões do estudo e sugestão de pesquisas futuras.

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 Ajzen & Fishbein (1980) para explicar comportamento em diversos contextos. Para os autores, a TRA é “desenhada para explicar virtualmente qualquer comportamento humano” (AJZEN & FISHBEIN, 1980). Esta teoria é apropriada para estudar os fatores que influenciam o consumidor a adotar serviços digitais como um caso específico.

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.

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 aceitação dos mesmos. O modelo de Valência também é consistente com as teorias de Lewin (1943) e Bilkey (1953), servindo de base para o modelo teórico deste estudo, uma vez que faz parte do trabalho de Ryu (2018) adotado como base desse artigo.

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).

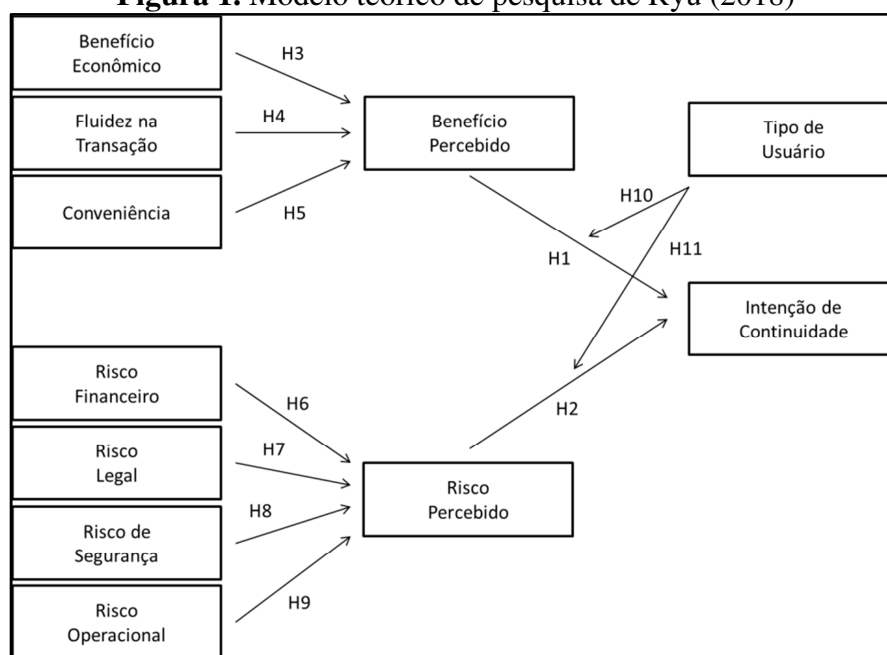
O modelo *Net Valence* aborda a percepção do consumidor a respeito de riscos e benefícios do produto ou serviço a ser utilizado como fatores que influenciam sua aceitação. Esse modelo é fundamentado na teoria original chamada *Theory of Reasoned Action* (TRA) (AJZEN; FISHBEIN, 1980) já abordados anteriormente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

2.3. Modelo para análise de riscos e benefícios no uso de Fintechs

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 abaixo mostra o modelo proposto e aplicado por Ryu (2018) e em seguida apresentamos as hipóteses consideradas pelo modelo.

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



Fonte: Ryu (2018) traduzido pelos autores

O modelo proposto considera que a percepção dos benefícios e riscos obtidos por meio da utilização de Fintechs influencia a intenção do consumidor 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:

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 (KUO-CHUEN; 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 impulsionada pela portabilidade e acessibilidade imediata (KUO-CHUEN; TEO, 2015; SHARMA; GUTIÉRREZ, 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 relacionados 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 esta 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 estudar fatores que influenciam usuários a adotar sistemas de pagamento móveis, propôs uma simplificação deste 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 dos mesmos (CERVO; BERVIAN; SILVA, 2007). A estratégia de pesquisa adotada é a *survey*, onde 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 (Tabela 1) foi selecionada por conveniência, nas redes sociais dos autores e na lista de distribuição da instituição (FEA-USP).

Tabela 1. Características 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%	Faixa de renda	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%		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%	Tempo de uso	Menos de 3 meses	6	3,9%
	46 a 55 anos	9	5,8%		Menos de 6 meses	12	7,7%
	56 a 65 anos	3	1,9%		Menos de 12 meses	17	11,0%
	Acima de 65 anos	2	1,3%		Menos de 18 meses	28	18,1%
	Não informaram	3	1,9%		Menos de 24 meses	26	16,8%
Total	155	100%	Mais de 24 meses		64	41,3%	
			Não informaram		2	1,3%	
Grau de escolaridade	Ensino fundamental	1	0,6%	Total	155	100%	
	Ensino médio	0	0%	Frequência de uso	Mais de uma vez por dia	29	18,7%
	Ensino superior incompleto	21	13,5%		Uma vez por dia	25	16,1%
	Ensino superior completo	44	28,4%		Duas a quatro vezes por semana	42	27,1%
	Pós-graduação	87	56,1%		Uma vez por semana	12	7,7%
	Não informaram	2	1,3%		Duas quatro vezes por mês	15	9,7%
Total	155	100%	Uma vez por mês		19	12,3%	
			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%					

As respostas obtidas totalizaram 181 respondentes, sendo 155 usuários de Fintechs, compondo um percentual de 85,64% de participantes válidos. E a tabela 1 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 *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, este método foi escolhido devido a sua adequação a ciência exploratória (HAIR *et al.*, 2014). Para a análise foi utilizado o software Smart PLS versão 3.0.

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. É um gráfico composto por nós quadrados que representam as escolhas a serem feitas e nós em forma de círculos que representam as chances de cada alternativo (CLEMEN, 1996). Árvores de Decisão são ferramentas que utilizam estratégias “dividir para conquistar” para aprendizagem de padrões de um conjunto de dados (WITTEN; FRANK, 2005), 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 2 apresenta os resultados da análise, mostrando quais variáveis demográficas foram mais utilizadas para cada fator do modelo.

Tabela 2. 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%

4.2. Conglomerados

De acordo com os resultados da pesquisa a partir da 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 3 com o percentual de suas variáveis predominantes.

Tabela 3. 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%

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 *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 destes itens pois ao testar-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 *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 *et al.*, 2014), o que foi atingido pelo modelo.

Por fim, para analisar a validade do questionário (Quadro 1), utilizou-se o critério AVE, que, segundo Hair *et al.* (2014), deve estar acima de 0,5, atingido pelo modelo.

Uma última análise foi o cálculo da validade discriminante (VD) por meio do critério de Fornall-Larcker (Quadro 2), 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 conseguintes não apresentaram melhoras no modelo e, como os outros fatores de validade e consistência apresentaram bons resultados, decidiu-se manter o modelo proposto.

Quadro 1. Validade do Questionário

Constructo	Itens	Cargas Externas	α	CR	AVE	Constructo	Itens	Cargas Externas	α	CR	AVE
Intenção de Continuidade	IC1	0,9	0,896	0,929	0,766	Risco Legal	RL1	0,562	0,67	0,817	0,611
	IC2	77					RL2	0,699			
	IC3	0,924					RL3	0,799			
	IC4	0,898					RL4	0,773			
Benefício Percebido	BP1	0,796	0,853	0,901	0,695	Risco Operacional	RO1	0,829	0,651	0,811	0,594
	BP2	0,866					RO2	0,862			
	BP3	0,898					RO3	0,593			
	BP4	0,768									
Risco Percebido	RP1	0,866	0,735	0,851	0,657	Conveniência	CV1	0,912	0,874	0,914	0,727
	RP2	0,869					CV2	0,769			
	RP3	0,684					CV3	0,888			
Benefício Econômico	BE1	0,853	0,815	0,89	0,729	Risco Financeiro	RF1	0,723	0,695	0,83	0,62
	BE2	0,846					RF2	0,844			
	BE3	0,863					RF3	0,79			
Fluidez na Transação	FT1	0,808	0,662	0,816	0,596	Risco de Segurança	RS1	0,891	0,705	0,804	0,51
	FT2	0,735					RS2	0,514			
	FT3	0,772					RS3	0,879			

Quadro 2. 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

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 reamostragem PLS *bootstrap*.

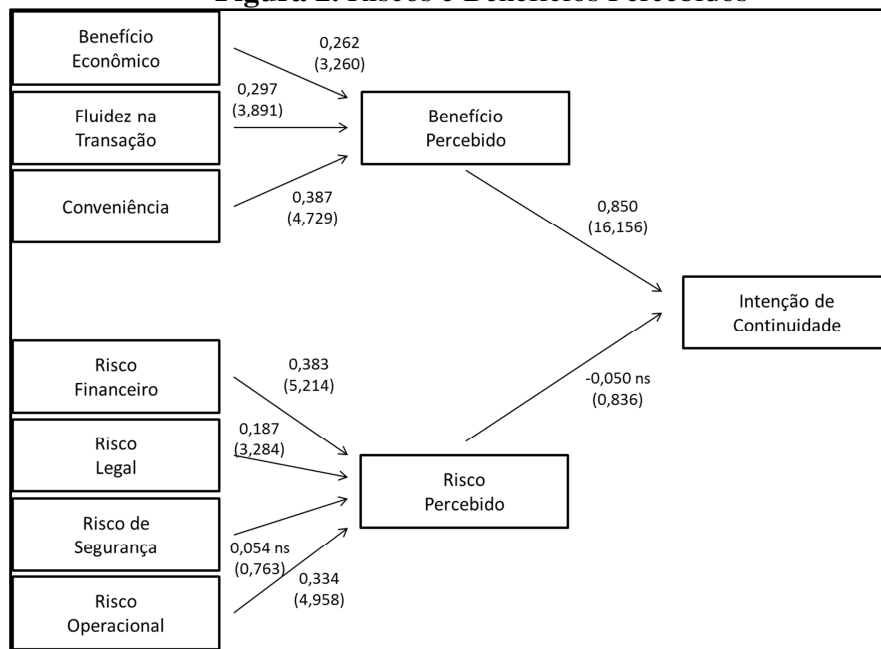
A figura 2 mostra os coeficientes de caminho, sendo que dois deles – Risco Percebido e Risco de Segurança – foram rejeitados pelo teste de significância. O modelo proposto é responsável por 77% da variância na Intenção de Continuidade no uso de Fintechs.

A figura 2 mostra que o fator de Benefício Percebido tem um efeito positivo significativa 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 significativa, de forma que se deve **rejeitar H2**. 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.

Em relação aos fatores referentes ao Risco Percebido – Risco Econômico, Risco Legal, Risco de Segurança e Risco Operacional – houve a influência positiva esperada. 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**. 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.

Figura 2. Riscos e Benefícios Percebidos



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 4 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 4. 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 essas perguntas). As diferenças demográficas entre os dois grupos podem ser observadas por meio da tabela 5.

Tabela 5. 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 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	113	40
	Total	113	40				

Para cada um dos grupos, foi efetuada uma análise PLS com a variável moderadora “Tipo de Usuário” (HAIR *et al.*, 2014), conforme resultados apresentados no **quadro 3**.

Quadro 3. Coeficientes de Caminho

Caminho	Adotantes iniciais (n=113)				Adotantes tardios (n=40)			
	β	t	p-valor	R ²	β	t	p-valor	R ²
BP → IC	0,818	17,118	0,000	0,729	0,813	5,883	0,000	0,796
RP → IC	-0,067	1,334 ^{ns}	0,317		-0,113	0,687 ^{ns}	0,492	
BE → BP	0,412	4,099	0,001	0,682	-0,007	0,044 ^{ns}	0,965	0,847
FT → BP	0,218	2,358	0,000		0,539	3,594	0,000	
CV → BP	0,295	2,843	0,000		0,410	3,160	0,002	
RF → RP	0,343	4,308	0,000	0,598	0,467	2,900	0,004	0,725
RL → RP	0,220	3,187	0,002		0,144	1,186 ^{ns}	0,236	
RS → RP	-0,017	0,202 ^{ns}	0,469		0,214	1,730 ^{ns}	0,084	
RO → RP	0,378	4,722	0,000		0,230	1,938 ^{ns}	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 deste 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 no quadro 4.

Quadro 4. 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	1,060 ^{ns}	-0,093	0,631 ^{ns}	0,040	0,393
BE → BP	0,415	4,131	-0,008	0,055 ^{ns}	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	1,228 ^{ns}	0,067	0,307
RS → RP	-0,010	0,119 ^{ns}	0,208	1,638 ^{ns}	0,218	0,928
RO → RP	0,377	4,816	0,222	1,912 ^{ns}	0,155	0,134

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, $p<0,05$).

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 destes 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 para 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, talvez 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, como por exemplo, confiança e imagem da marca, bem como fatores psicológicos e normas sociais.

6. REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- AJZEN, I.; FISHBEIN, M. **Understanding attitudes and predicting social behavior**. Englewood Cliffs, N.J.: Prentice-Hall, 1980.
- BARAKAT, A.; HUSSAINEY, K. **Bank governance, regulation, supervision, and risk reporting: Evidence from operational risk disclosures in European banks**. *International Review of Financial Analysis*, Vol. 30, pp. 254-273, 2013.
- BILKEY, W. J. **A psychological approach to consumer behavior analysis** *Journal of Marketing*, Vol. 18, No. 1, pp. 18-25, 1953.
- CERVO, A. L. *et al.* **Metodologia científica**. 6. ed. São Paulo. Pearson Prentice Hall, 2007.
- CHISHTI, S. **How peer to peer lending and crowdfunding drive the FinTech revolution in the UK**. *Banking Beyond Banks and Money*, Springer, pp. 55-68, 2016.
- CHAWLA, D.; JOSHI, H. **The Moderating Effect of Demographic Variables on Mobile Banking Adoption: An Empirical Investigation**. *Global Business Review*, v. 19, n. 3_suppl, p. S90–S113, 2018.

CLEMEN, R. T. **Making Hard Decisions: An Introduction to Decision Analysis**. 2. Ed. Belmont, CA: Duxbury Press, 1996.

DAVIS, F. D. *et al.* **User acceptance of computer technology: a comparison of two theoretical models**. *Management science*, 35(8), 982-1003, 1989.

ESCOBAR-RODRIGUEZ, T.; ROMERO-ALONSO, M. **The acceptance of information technology innovations in hospitals: Differences between early and late adopters**, *Behavior & Information Technology*, Vol. 33, No. 11, pp. 1231-1243, 2014

FISHBEIN, M., & AJZEN, I. **Belief, attitude, and behavior: An introduction to theory and research**. Reading, Mass.: Addison Wesley, 1975

FORSYTHE, S. *et al.* **Development of a scale to measure the perceived benefits and risks of online shopping**. *Journal of Interactive Marketing*, Vol. 20, No. 2, pp. 55-75, 2006.

FÓRUM ECONÔMICO MUNDIAL (2015). **The Future of financial services: How disruptive innovations are reshaping the way financial services are structured, provisioned and consumed**. World Economic Forum Report, Switzerland, 2015.

FREITAS, H. *et al.* **O Método de Pesquisa Survey**. *Revista de Administração*, V 35, n.3, p. 105-112, 2000.

GERBER, E. M. *et al.* **Crowdfunding: Why people are motivated to post and fund projects on crowdfunding platforms**, *Proceedings in International Workshop on Design, Influence, and Social Technologies: Techniques, Impacts and Ethics*, 2012.

HAIR Jr, J. F. *et al.* **A primer on partial least squares structural equation modeling (PLS-SEM)**. Sage publications, 2014.

HALMENSCHLAGER, C. **Um algoritmo para indução de árvores e regras de decisão**. Universidade Federal do Rio Grande do Sul, 2002.

HONG, W.; ZHU, K. **Migrating to internet-based e-commerce: Factors affecting ecommerce adoption and migration at the firm level**, *Information & Management*, Vol. 43, No. 2, pp. 204-221, 2006.

JURISON, J. **The role of risk and return in information technology outsourcing decisions**. *Journal of Information Technology*, Vol. 10, No. 4, pp. 239, 1995.

KIM, C *et al.* **An empirical examination of factors influencing the intention to use mobile payment**. *Computers in Human Behavior* (2010),

KIM, Y. *et al.* **The adoption of mobile payment services for “fintech”**: *International Journal of Applied Engineering Research* ISSN 0973-4562 Volume 11, Number 2 (2016) pp 1058-1061.

KUO-CHUEN, D. L.; TEO, E. G. **Emergence of FinTech and the LASIC principles**. *Journal of Financial Perspectives*, Vol. 3, No. 3, pp. 24-36, 2015.

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*, Vol. 8, No. 3, pp. 130-141, 2009.

LEE, E.; LEE, B. **Herding behavior in online P2P lending: An empirical investigation**. *Electronic Commerce Research and Applications*, Vol. 11, No. 5, pp. 495-503, 2012.

LEE, I.; SHIN, Y. J. **Fintech: Ecosystem, business models, investment decisions, and challenges**. *Business Horizons*, v. 61, n. 1, p. 35–46, 2018.

LEWIN, K. **Forces behind food habits and methods of change**. *Bulletin of the National Research Council*, Vol. 108, No. 1043, pp. 35-65, 1943.

MACKENZIE, A. **The fintech revolution**. *London Business School Review*, Vol. 26, No. 3, pp. 50-53, 2015.

MAROCO, J. **Análise estatística com o SPSS statistic**. 6 ed. Lisboa: Edições Sílabo, 2014.

OKAZAKI, S.; MENDEZ, F. **Exploring convenience in mobile commerce: Moderating effects of gender**. *Computers in Human Behavior*, Vol. 29, No. 3, pp. 1234-1242, 2013.

OLIVEIRA, S. V. W. B. **Modelo para tomada de decisão na escolha de sistema de tratamento de esgoto sanitário.** São Paulo, 2004.

PETER, J. P.; TARPEY Sr, L. X. **A comparative analysis of three consumer decision strategies.** Journal of consumer research, 2(1), 29-37, 1975.

QURESHI, I.; COMPEAU, D. **Assessing between-group differences in information systems research: A comparison of covariance-and component-based SEM.** MIS Quarterly, Vol. 33, No. 1, pp. 197-214, 2009.

ROGERS, E.M. **Diffusion of Innovations**, 3^a ed. The Free Press, New York, NY, 1983.

RYU, H.S. **What makes users willing or hesitant to use fintech?: the moderating effect of user type.** Industrial Management & Data Systems, Vol. 118 Issue: 3, pp.541-569, 2018.

SCHIERZ, P. G *et al.* **Understanding consumer acceptance of mobile payment services: An empirical analysis.** Electronic Commerce Research and Applications, Vol. 9, No. 3, pp. 209-216, 2010.

SCHWAB, K. **A quarta revolução industrial.** São Paulo: Edipro, 2016.

SHARMA, S.; GUTIERREZ, J. A. **An evaluation framework for viable business models for mcommerce in the information technology sector.** Electronic Markets, Vol. 20, No. 1, pp. 33-52, 2010.

VICTOR, V. *et al.* **Factors Influencing Consumer Behavior and Prospective Purchase Decisions in a Dynamic Pricing Environment - An Exploratory Factor Analysis Approach.** Social Sciences, v. 7, n. 9, p. 153, 2018.

WAN, W.W.N. *et al.* **Customers' adoption of banking channels in Hong Kong.** International Journal of Bank Marketing, 23(3), 255–272, 2005.

WILKIE, W. L.; PESSEMIER, E. A. **Issues in marketing's use of multi-attribute attitude models.** Journal of Marketing research, 10(4), 428-441, 1973.

WITTEN, I. H.; FRANK, E. **Data Mining: Practical Machine Learning Tools and Techniques.** 2nd edition. San Francisco: Morgan Kaufmann Publishers, 2005.

ZAVOLOKINA, L. *et al.* **FinTech–What's in a name?**, Proceedings in International Conference on Information Systems, Dublin, pp. 1-19, 2016a.

ZAVOLOKINA, L. *et al.* **FinTech transformation: How IT-enabled innovations shape the financial sector.** Proceedings in International Workshop on Enterprise Applications and Services in the Finance Industry, pp. 75-88, 2016b.