



**Priscila Correa Franco Amaral**

**Esperança e Inovação: Fatores Determinantes na Adoção  
de Chatbots de IA para Saúde Mental**

**Tese de Doutorado**

Tese apresentada como requisito parcial para obtenção do grau de Doutor pelo Programa de Pós-graduação em Administração de Empresas do Departamento de Administração da PUC-Rio.

Orientador: Prof. Jorge Brantes Ferreira.

Rio de Janeiro  
Abril de 2025



**Priscila Correa Franco Amaral**

**Esperança e Inovação: Fatores Determinantes  
na Adoção de Chatbots de IA para Saúde Mental**

Tese apresentada como requisito parcial para obtenção  
do grau de Doutor pelo Programa de Pós-graduação em  
Administração de Empresas da PUC-Rio. Aprovada pela  
Comissão Examinadora abaixo:

**Prof. Jorge Brantes Ferreira**  
Orientador  
Departamento de Administração – PUC-Rio

**Prof. Fabio de Oliveira Paula**  
Departamento de Administração - PUC-Rio

**Profª Flavia Luzia Oliveira Da Cunha Galindo**  
UFRRJ

**Prof. José Mauro Gonçalves Nunes**  
UERJ

**Prof. Everaldo Marcelo da Costa**  
UNAMA

Rio de Janeiro, 25 de abril de 2025

Todos os direitos reservados. É proibida a reprodução total ou parcial do trabalho sem autorização da universidade, do autor e do orientador.

**Priscila Correa Franco Amaral**

Graduou-se em Administração de Empresas pela UFRRJ - Universidade Federal Rural do Rio de Janeiro em 2019. Atuando por 4 anos como pesquisadora do NUPIN - Núcleo de Pesquisa em Negócios Internacionais na Escola de Negócios IAG da Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro (PUC-Rio). Concluiu o mestrado acadêmico em administração na Escola de Negócios (IAG) da PUC-Rio em 2021.

Ficha Catalográfica

Amaral, Priscila Correa Franco

Esperança e inovação : fatores determinantes na adoção de chatbots de IA para saúde mental / Priscila Correa Franco Amaral ; orientador: Jorge Brantes Ferreira. – 2025.  
120 f. ; 30 cm

Tese (doutorado)—Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro, Departamento de Administração, 2025.  
Inclui bibliografia

1. Administração – Teses. 2. Modelo de adoção de tecnologia. 3. Teoria da esperança. 4. Chatbot. 5. Inteligência artificial. 6. Saúde mental. I. Ferreira, Jorge Brantes. II. Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro. Departamento de Administração. III. Título.

CDD: 658

## Agradecimentos

Este estudo foi financiado pela FAPERJ - Fundação Carlos Chagas Filho de Amparo à Pesquisa do Estado do Rio de Janeiro, Processo E-26/201.296/2022 - SEI-260003/003335/2022.

A concretização desta tese de doutorado é fruto do apoio incondicional de muitas pessoas e instituições que foram fundamentais ao longo da minha trajetória acadêmica e pessoal.

Em primeiro lugar, expresso minha profunda gratidão à minha família – minha mãe, meu pai, meu padrasto, meu irmão, minhas tias, meus tios e meus avós – que desde a infância me incentivaram e apoiaram nos meus estudos, sendo a base sólida para todas as minhas conquistas.

Um agradecimento especial e cheio de amor à minha companheira, cujo apoio, compreensão e amor foram essenciais em cada etapa deste percurso. Sua presença constante foi minha maior motivação.

Aos meus queridos amigos e amigas, que com sua amizade e apoio tornaram a jornada mais leve e prazerosa, meu sincero obrigado.

Gostaria de expressar minha profunda admiração e gratidão ao meu orientador, Professor Doutor Jorge Brantes Ferreira, pela sua orientação precisa, paciência e incentivo constante. Sua expertise e dedicação foram cruciais para o desenvolvimento deste trabalho.

Estendo meus agradecimentos à minha orientadora do mestrado, Professora Doutora Angela da Rocha, que me inspirou a seguir adiante na vida acadêmica.

Aos demais professores que fizeram parte da minha formação, transmitindo conhecimento e sendo fonte de inspiração, minha sincera gratidão.

Agradeço aos funcionários da Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro (PUC-Rio), em especial à Gisele, cuja presteza e disponibilidade em esclarecer minhas dúvidas foram de grande valia.

À PUC-Rio, instituição que me acolheu e proporcionou um ambiente rico para o desenvolvimento da minha pesquisa, o meu reconhecimento.

Aos amigos que a vida acadêmica me presenteou na PUC-Rio, pelas trocas enriquecedoras e momentos de companheirismo.

Gostaria de expressar minha sincera gratidão à minha psicóloga, pelo apoio profissional, cujo acompanhamento e suporte emocional foram fundamentais para a minha saúde mental e bem-estar durante este período intenso de trabalho.

Por fim, agradeço aos meus companheiros de Projeto do PEIEX/NUPIN, em especial à Clarice Kogut, pela colaboração e aprendizado durante essa importante experiência.

## **Resumo**

Amaral, Priscila Correa Franco; Ferreira, Jorge Brantes. **Esperança e Inovação: Fatores Determinantes na Adoção de Chatbots de IA para Saúde Mental.** Rio de Janeiro, 2025. Tese - Departamento de Administração, Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro.

No atual panorama dos cuidados de saúde mental, a integração de inteligência artificial no tratamento psicológico tem se destacado como uma ferramenta promissora para pacientes em busca de apoio terapêutico. A presente tese explora a aplicação da Teoria da Esperança de Snyder (2002) no contexto da adoção de tecnologias de saúde mental online, propondo que a esperança pode ser um fator determinante na adoção de chatbots eficazes para aconselhamentos de bem estar mental. Com o objetivo de compreender melhor a dinâmica entre os construtos da esperança e a aceitação de novas tecnologias para saúde mental, foi realizada uma Survey com pacientes/consumidores, cujos resultados foram analisados através de modelagem de equações estruturais. Este estudo multidisciplinar cruza fronteiras entre o comportamento do consumidor, a psicologia e a difusão de inovações, buscando elucidar os mecanismos que impulsionam a aceitação do Mental Health GPT (ChatGPT) como ferramenta para aconselhamento psicológico. A pesquisa enfatiza a importância dos componentes da esperança - objetivos, caminhos e agência - e examina como eles influenciam as decisões dos indivíduos a adotarem tecnologias para saúde mental. Os resultados têm o potencial de enriquecer a compreensão teórica do papel da esperança no comportamento do consumidor de tecnologias para saúde mental, além de fornecer insights valiosos para o desenvolvimento e disseminação de soluções móveis eficazes para tratamentos dessa natureza.

## **Palavras-chave**

Modelo de Adoção de Tecnologia; Teoria da Esperança; Chatbot; Inteligência Artificial; Saúde mental; comportamento do consumidor.

## **Abstract**

Amaral, Priscila Correa Franco; Ferreira, Jorge Brantes. **Hope and Innovation: Key Factors in the Adoption of AI Chatbots for Mental Health.** Rio de Janeiro, 2025. Thesis - Department of Administration, Pontifical Catholic University of Rio de Janeiro.

In the current mental health care landscape, the integration of artificial intelligence in psychological treatment has emerged as a promising tool for patients seeking therapeutic support. This thesis explores the application of Snyder's Hope Theory (2002) in the context of the adoption of online mental health technologies, proposing that hope can be a determining factor in the adoption of effective chatbots for mental well-being counseling. In order to better understand the dynamics between the constructs of hope and the acceptance of new technologies for mental health, a survey was conducted with patients/consumers, the results of which were analyzed through structural equation modeling. This multidisciplinary study crosses boundaries between consumer behavior, psychology, and the diffusion of innovations, seeking to elucidate the mechanisms that drive the acceptance of Mental Health GPT (ChatGPT) as a tool for psychological counseling. The research emphasizes the importance of the components of hope - goals, pathways, and agency - and examines how they influence individuals' decisions to adopt technologies for mental health. The results have the potential to enrich theoretical understanding of the role of hope in consumer behavior of mental health technologies, as well as provide valuable insights for the development and dissemination of effective mobile solutions for treatments of this nature.

## **Keywords**

Technology Adoption Model; Hope Theory; Chatbot; Artificial Intelligence; Mental Health; Consumer Behavior.

# **Sumário**

1. Introdução	13
1.1. Objetivo do estudo	14
1.2. Relevância do estudo	14
1.3. Questões a investigar	15
1.4. Organização do estudo	16
2. Revisão da literatura	17
2.1. Mobile Mental Health	17
2.1.1. Inteligência Artificial e Psicologia	18
2.1.2. Agente conversacional	18
2.1.2.1. Aplicações de Chatbots no Atendimento à Saúde Mental	19
2.1.2.2. Limitações dos Chatbots de Saúde Mental	20
2.1.2.3. Ética e Desafios na Implementação de Chatbots de Saúde Mental	20
2.2. Adoção e difusão de Tecnologia	21
2.2.1. Modelo de Aceitação de Tecnologia (TAM)	22
2.2.2. Variáveis externas ao TAM	24
2.2.2.1. Confiança	25
2.2.2.2. Ajuste Tarefa-Tecnologia	27
2.2.2.3. Autoeficácia	28
2.3. Teoria da Esperança	29
2.3.1. Tecnologia e esperança	32
2.4. Desenvolvimento das Hipóteses da pesquisa	34
2.5. Modelo Conceitual proposto	37
3. Metodologia	39
3.1. Seleção da Literatura	39
3.2. Tipo de pesquisa	40
3.3. Operacionalização das variáveis	40
3.3.1. Definição operacional das variáveis	42
3.3.2. Procedimentos de tradução e adaptação das escalas utilizadas	43
3.3.3. Pré-teste do instrumento de pesquisa	43
3.4. População e amostra	43
3.5. Coleta de dados	44
3.5.1. Instrumento da coleta de dados	45
3.5.2. Escolha da tecnologia	45

3.5.3. A coleta de dados	45
3.6. Análise de dados	46
3.6.1. Validade e confiabilidade	47
3.6.2. Análises Estatísticas	47
3.6.3. Limitações do método	48
3.6.3.1. Limitações relacionadas ao critério de amostragem	48
3.6.3.2. Limitações decorrentes da coleta de dados	49
 4. Modelagem e análise dos dados	51
4.1. Caracterização da Amostra	51
4.2. Análises e resultados	53
4.2.1. Análise da Variância Comum do Método	53
4.2.2. Avaliação do modelo de mensuração	53
4.2.3. Validade e Confiabilidade dos Construtos	54
4.2.4. Análise do Modelo Estrutural	60
4.2.4.1. Normalidade dos Dados	61
4.2.4.2. Ajuste Do Modelo Proposto	63
4.2.4.3. Teste das Hipóteses de Pesquisa	65
4.2.5. Comparação com Modelos Alternativos	67
4.2.5.1. Modelo #2	68
4.2.5.2. Modelo #3	71
4.2.6. Comparação entre os Modelos	72
4.2.6.1. Comparação de ajuste dos Modelos #1, #2 e #3	72
4.2.6.2. Comparação dos coeficientes padronizados estimados dos Modelos #1, #2 e #3	73
4.2.6.3. Comparação da proporção da variância explicada	75
4.3. Discussão dos Resultados	76
4.3.1. Discussão de Resultados do Modelo 1	76
4.3.1.1. Influência da Esperança na Adoção de Chatbot de Aconselhamento por IA	76
4.3.1.2. Influência do Ajuste entre Tarefa de aconselhamento e Tecnologia de inteligência artificial na Adoção de Chatbot	77
4.3.1.3. Influência da Confiança na Adoção de Chatbot de Aconselhamento por IA	79
4.3.1.4. Influência dos Antecedentes da Atitude na Adoção de Chatbot de Aconselhamento por IA	82
4.3.2. Discussão de Resultados do Modelo 2	83
4.3.3. Discussão de Resultados do Modelo 3	84
4.3.3.1. Influência da Esperança no Aconselhamento sobre os Antecedentes da Atitude na Adoção de Chatbot de Aconselhamento por IA	86
4.3.4. Discussão de Resultados na Comparação dos modelos	87

4.3.4.1. Escolha do Modelo Final	88
5. Conclusões e Recomendações	90
5.1. Resumo do Estudo	90
5.2. Conclusões e Implicações	91
5.3. Implicações Gerenciais	92
5.4. Limitações	94
5.5. Sugestões para pesquisas futuras	95
6. Referências Bibliográficas	97
7. Apêndices	107
Apêndice A - Questionário utilizado na pesquisa	107
Apêndice B - Tecnologia Utilizada na Pesquisa (Mental Health - GPT)	118

## **Lista de tabelas**

Tabela 1 – Quantidade de Artigos Selecionados	39
Tabela 2 – Características da amostra	52
Tabela 3 – Correlações	55
Tabela 4 – Confiabilidade composta e variância extraída média	56
Tabela 5 – Cargas fatoriais padronizadas	57
Tabela 6 – Matriz de validade discriminante (HTMT)	60
Tabela 7 – Teste de diferença do qui-quadrado	60
Tabela 8 – Curtose univariada para cada item	61
Tabela 9 – Coeficientes Padronizados Estimados, Hipóteses e Significâncias	65
Tabela 10 – Comparação dos Índices de Ajuste dos Modelos #1, #2 e #3	72
Tabela 11 – Coeficientes Padronizados Estimados e Significâncias para os Modelos Estruturais Alternativos (Modelos #2 e #3)	74
Tabela 12 – Proporção da variância da atitude explicada para os Modelos Estruturais (Modelos #1, #2 e #3)	75
Tabela 13 – Proporção da variância da Intenção de Uso explicada para os Modelos Estruturais (Modelos #1, #2 e #3)	76

## **Lista de quadros**

Quadro 1– Síntese das hipóteses	37
Quadro 2 – Escalas e medidas operacionais para cada variável do instrumento de pesquisa	42

## **Lista de figuras**

Figura 1 – Modelo de Aceitação de Tecnologia (TAM) original.	23
Figura 2 – Modelo TAM com variáveis externas	25
Figura 3 – Esquema do pensamento esperançoso	32
Figura 4 – Modelo #1	37
Figura 5 – Modelo de adoção de chatbot para aconselhamento - Modelo #1	64
Figura 6 – Coeficientes Padronizados Estimados para o Modelo #1	67
Figura 7 – Coeficientes Padronizados Estimados para o Modelo #2	70
Figura 8 – Coeficientes Padronizados Estimados para o Modelo #3	72
Figura 9 – Modelo versão final	89

# 1

## Introdução

A pandemia de COVID-19 acelerou significativamente a adoção de novas tecnologias em diversos setores, influenciando a percepção de utilidade e a aceitação de inovações tecnológicas. Isso se deu, sobretudo, pela necessidade de soluções remotas, pela demanda crescente por inovações digitais em saúde e pelo cenário em evolução do comportamento do consumidor (Timakum et al., 2022; Haque & Rubya, 2023). Nesse contexto, *m-mental health* — o uso de dispositivos móveis, como *smartphones* e *tablets*, para fornecer serviços de saúde mental — emergiu como uma alternativa relevante. Essa abordagem transformou os pacientes de receptores passivos em participantes ativos na gestão de sua saúde mental (Timakum et al., 2022; Chan & Honey, 2022).

Diversas áreas, como enfermagem, psicologia, informática médica, ciência da computação, telecomunicações e inovação em saúde, já exploram maneiras de utilizar as Tecnologias da Informação e Comunicação (TIC) para maximizar os benefícios dos recursos interativos que a tecnologia oferece (Timakum et al., 2022; Smith & Blease, 2023; Tsai, 2014). Timakum et al. (2022) investigaram as tendências no campo da pesquisa em saúde mental eletrônica (*e-mental health*), que integra múltiplas disciplinas. Os autores identificaram tendências emergentes, como o uso da Internet das Coisas (IoT) e aplicativos móveis (*m-mental health*), além do estudo de Inteligência Artificial (IA) e aprendizado de máquina para aprimorar os serviços de saúde mental.

Embora existam previsões otimistas sobre o crescimento do mercado de tecnologias digitais para saúde mental, a pesquisa acadêmica que explora se os pacientes efetivamente utilizam essas tecnologias permanece escassa. Ellis et al. (2013) destacam a falta de estudos focados nas reações dos consumidores frente a essas inovações. Adotando uma abordagem multidisciplinar que interliga o comportamento do consumidor (Ajzen, 1991), a psicologia (Snyder, 2002; Bartholomew, 2023) e a difusão de inovações (Rogers, 2015; Davis, 1989), o presente estudo busca elucidar os fundamentos que impulsionam a aceitação e o uso dessas intervenções digitais.

Esta tese propõe que a esperança, conforme conceituada por Snyder (2002), complementa o Modelo de Aceitação de Tecnologia (TAM) ao destacar como a motivação para alcançar objetivos (agência) e os caminhos planejados influenciam a percepção de utilidade das inovações em saúde mental. Com vistas a entender a intenção de uso da inteligência artificial no processo terapêutico, esta tese investigou a utilização de agentes conversacionais (*chatbots*) para este fim. Esta tese parte do pressuposto de que a Teoria da Esperança (Snyder, 2002) poderia enriquecer o entendimento sobre o engajamento dos indivíduos com agentes conversacionais para aconselhamento psicológico. Essa teoria complementa o TAM ao considerar como a agência (motivação para alcançar

objetivos) e os caminhos (planejamento para atingir esses objetivos) influenciam a percepção de utilidade, facilidade de uso e outros fatores relevantes.

Ao integrar a Teoria da Esperança com o TAM, esta tese busca não apenas compreender os fatores que impulsionam a adoção de tecnologias em saúde mental, mas também fornecer recomendações práticas para profissionais e líderes do setor ao lançar luz sobre como a esperança pode ser um fator para o entendimento da intenção de uso de agentes conversacionais no apoio psicológico.

## **1.1 Objetivo do estudo**

O objetivo deste estudo é investigar o uso de agentes conversacionais baseados em inteligência artificial no contexto terapêutico, com foco em compreender como a teoria da esperança (Snyder, 2002) pode influenciar a intenção de adoção dos usuários com essas tecnologias. Especificamente, o estudo busca analisar (i) a interação entre o nível de esperança (agência e caminhos) e os fatores que antecedem a intenção de uso da tecnologia e (ii) a interação entre o nível de esperança e a intenção de uso da tecnologia, a fim de identificar os fatores que influenciam a intenção de adoção de *chatbots* de aconselhamento terapêuticos. Além disso, pretende-se fornecer subsídios para profissionais e líderes que busquem promover a adoção dessas tecnologias.

## **1.2 Relevância do estudo**

Apesar do crescente número de serviços digitais móveis em saúde mental, as diretrizes metodológicas para pesquisa e implementação prática são escassas (Seiferth et al., 2023). A literatura ressalta a importância da *m-mental health* para aprimorar a experiência de tratamento de pacientes (Luo et al., 2020; Kriston et al., 2022; Van Der Krieke et al., 2014; Barak et al., 2009; Ellis et al., 2013), no entanto, elas se concentraram principalmente na avaliação dos aspectos utilitários das experiências com *m-mental health*. Esses estudos geralmente investigam a eficácia, a usabilidade e a aceitação desses serviços online por profissionais de saúde mental. Isso reforça mais ainda a oportunidade de estudos aplicados na área de comportamento do consumidor.

Outro aspecto relevante é a ausência de estudos que investiguem o papel da esperança nas experiências com *e-mental health*. Pesquisas como as de Finkbeiner et al. (2022) destacam a necessidade de adaptar essas tecnologias aos diferentes contextos de cuidado, considerando fatores emocionais e motivacionais. Diante disso, a presente pesquisa propõe explorar como a esperança pode influenciar a aceitação dessas tecnologias, preenchendo uma lacuna importante na literatura.

Para as áreas de pesquisa que abordam temas de inovação, saúde e *marketing*, esta tese contribui com a investigação em torno das percepções do consumidor em relação à esperança na experiência com serviços de *chatbot* para aconselhamento psicológico, e os efeitos dessas percepções na intenção de uso. Estes efeitos, em conjunto, não foram encontrados em estudos anteriores. Serão avaliados fatores relacionados especificamente com a tecnologia estudada, assim como outros relacionados com a intenção de uso.

A relevância prática deste estudo decorre da possibilidade de contribuir para o entendimento do uso terapêutico da inteligência artificial, com foco no aumento da motivação no tratamento. Estudos anteriores relataram barreiras significativas aos cuidados de saúde mental, como o estigma percebido em relação ao comportamento de procura de ajuda, restrições de tempo e custos elevados (Park & Kim, 2023; Meeks et al., 2023; Yzer & Gilasevitch, 2019). Nesse sentido, a tecnologia de inteligência artificial aplicada à saúde mental pode oferecer alternativas eficazes para superar essas barreiras, proporcionando recursos que melhorem as experiências terapêuticas. Além disso, os resultados deste estudo podem fundamentar a formulação de políticas públicas mais eficazes em saúde mental, promovendo um maior acesso aos serviços para a população e contribuindo para a redução das barreiras existentes, como o estigma, as limitações de tempo e os custos associados ao tratamento.

### **1.3 Questões a investigar**

A literatura indica que a psicologia é a área com maior potencial para a aplicação dos conhecimentos sobre esperança (Snyder, 2002; Bartholomew et al., 2015; Bartholomew, 2023). Esse cenário levanta questões sobre as possíveis relações entre os níveis de esperança e a adoção de tecnologias de acompanhamento terapêutico por pacientes e clientes. Conforme delineado pela Teoria da Esperança de Snyder (2002), as ações humanas são impulsionadas pela sinergia entre os pensamentos de caminhos (capacidade de encontrar meios para atingir objetivos) e os pensamentos de agência (motivação para seguir esses meios). Essa perspectiva sugere que a esperança pode influenciar significativamente a aceitação de tecnologias voltadas para a saúde mental.

As questões a serem investigadas neste estudo foram definidas com base em lacunas identificadas na literatura, conforme apontado por estudos recentes (Seiferth et al., 2023; Smith & Bleasle, 2023). Esses estudos destacam a necessidade de pesquisas mais aprofundadas sobre como as experiências de tratamento mediadas por tecnologias afetam o comportamento de pacientes/consumidores.

Para explorar essas questões, foram selecionados fatores específicos com base na revisão de literatura. São eles: Esperança (Snyder, 2002; Bartholomew et al., 2015; Bartholomew, 2023), Confiança (Morgan & Hunt, 1994; Van Velsen et al., 2017; Peppers & Rogers, 2013), Ajuste percebido entre tarefa e tecnologia (Dishaw & Strong, 1999; Muwonge et al., 2017), Autoeficácia (Venkatesh & Davis, 1996) e o Modelo de Adoção de Tecnologia (Davis, 1989, 1993; Venkatesh et al., 2003). A escolha desses fatores busca capturar de forma abrangente as variáveis que podem influenciar a aceitação de tecnologias para fins terapêuticos.

No contexto em constante evolução dos cuidados de saúde, a integração de inteligência artificial e tecnologias móveis para saúde mental tem ganhado destaque como alternativas promissoras para jornadas terapêuticas. Estudos como o de Van Der Krieke et al. (2014) argumentam que, apesar da relevância, as expectativas dos usuários e suas experiências com tecnologias de saúde mental móvel têm sido pouco exploradas. Com base nisso, este estudo visa investigar como a inteligência artificial pode ser adotada em ambientes terapêuticos digitais inteligentes, procurando responder às seguintes questões:

- Confiança, autoeficácia, utilidade percebida, facilidade de uso percebida e ajuste percebido entre tarefa e tecnologia são fatores que influenciam as atitudes e intenções das pessoas de usar um agente conversacional de inteligência artificial para aconselhamento psicológico?
- Como esses fatores interagem entre si e como cada um contribui para a formação de atitudes e intenções comportamentais em relação à tecnologia?
- A esperança contribui de forma significativa para o Modelo de Adoção de Tecnologia, ampliando sua capacidade de explicar a intenção de uso de tecnologias terapêuticas?

Essas perguntas buscam não apenas preencher lacunas teóricas identificadas na literatura, mas também oferecer insights práticos para o desenvolvimento e a implementação eficaz de tecnologias de inteligência artificial aplicadas à saúde mental.

#### **1.4 Organização do estudo**

O estudo será organizado em cinco capítulos: Introdução, Revisão de Literatura, Metodologia, Análise dos dados e Conclusão.

O primeiro capítulo apresenta o problema da pesquisa, seus objetivos e traz considerações sobre a relevância desse estudo na avaliação de antecedentes do uso da inteligência artificial em saúde mental sobre a experiência do paciente/consumidor em psicoterapias remotas, como confiança e esperança.

O segundo capítulo trata da revisão de literatura realizada sobre o tema, incluindo os modelos existentes e construtos utilizados nos últimos estudos sobre o assunto. Esta etapa termina com as apresentações de um modelo proposto, modelos alternativos e das hipóteses da pesquisa.

O terceiro capítulo aborda a metodologia da pesquisa, definindo o tipo de pesquisa, a forma da coleta de dados, a população, o método de amostragem, os procedimentos para a elaboração da pesquisa, os métodos que são empregados na análise dos dados e as limitações do estudo decorrente da metodologia utilizada.

O capítulo quatro apresenta os resultados do estudo. Estarão contidos neste capítulo os dados do questionário, as análises estatísticas dos dados quantitativos e a discussão dos resultados. O estudo usará a modelagem de equações estruturais (SEM), sendo este, um método estatístico utilizado em diversas pesquisas que abordam este tema. Serão aplicados os testes do modelo de mensuração e dos diversos modelos estruturais considerados, além dos testes das hipóteses da pesquisa e das relações identificadas entre os construtos definidos.

O capítulo cinco apresentará as conclusões, resumindo os resultados encontrados e apresentando as conclusões relevantes do estudo, as limitações do estudo e suas contribuições teóricas e práticas, além de sugestões de pesquisas futuras. Após a conclusão, serão apresentados as referências bibliográficas e os apêndices com o *layout* do questionário e imagens sobre a tese.

## 2

### Revisão da literatura

Este capítulo tem como objetivo abordar a literatura sobre os temas de aceitação e adoção de novas tecnologias pelo consumidor em saúde mental, apresentando as conceituações, as teorias e os modelos já existentes que se relacionam com o tema do estudo e suas análises, com o objetivo de apontar as inconsistências, contradições ou problemas ainda não solucionados. No fim do capítulo, são apresentados o modelo conceitual, os construtos e as suas relações e, com base neste modelo, formuladas as hipóteses do estudo. Além do modelo principal, serão testados outros modelos alternativos.

#### 2.1. Mobile Mental Health

As primeiras pesquisas sobre *e-mental health* — o uso de plataformas digitais para terapia psicológica — exploraram como tecnologias poderiam preencher lacunas no atendimento à saúde mental, especialmente para aqueles sem acesso a tratamento presencial (Hu et al., 1999; Barak et al., 2009; Barlow et al., 2005). Estudos mais recentes (Haque & Rubya, 2023; Oliveira et al., 2022) têm focado nos desafios contemporâneos, como o impacto da pandemia e as novas demandas dos consumidores.

Segundo Smith & Blease (2023), apesar do potencial das inovações digitais para saúde mental, ainda são escassas as pesquisas empíricas sobre a aceitabilidade dessas tecnologias pelos pacientes. Seiferth et al. (2023) reforçam essa lacuna ao apontar que poucos estudos abordam a percepção dos usuários sobre essas tecnologias, sugerindo a necessidade de pesquisas mais abrangentes.

Além disso, conforme Apolinário-Hagen et al. (2017), os serviços de *e-mental health* são percebidos como menos úteis do que as intervenções tradicionais, destacando a importância de entender os fatores que influenciam essa percepção, como a utilidade percebida e a intenção de uso. Os autores também sugerem que a aceitação desses serviços varia conforme o grupo populacional e o contexto, indicando a importância de considerar essas variáveis em estudos futuros.

Embora os serviços de *m-mental health* tenham o potencial de expandir o acesso à ajuda profissional, sua adoção em larga escala ainda enfrenta barreiras significativas (Schueller et al., 2018). A compreensão das atitudes dos usuários em relação a essas tecnologias é essencial para aprimorar as estratégias de disseminação (Apolinário-Hagen et al., 2017). Nesse sentido, a avaliação de fatores como satisfação do usuário, certeza na escolha e emoções positivas torna-se fundamental para compreender se as experiências com *m-mental health* podem fortalecer a confiança dos pacientes nesses serviços (Seiferth et al., 2023).

Assim, para compreender melhor o potencial do *m-mental health* no processo terapêutico, é crucial identificar os fatores que afetam a intenção dos indivíduos em relação à adoção e ao uso dessas tecnologias (Palos-Sanchez et al.,

2021). Isso inclui entender a atitude em relação ao uso desses dispositivos e o envolvimento emocional dos pacientes em suas jornadas terapêuticas (Luo et al., 2020; Ellis et al., 2021).

### **2.1.1 Inteligência Artificial e Psicologia**

A Inteligência Artificial (IA) tem desempenhado um papel significativo na área da saúde, especialmente quando combinada com o Processamento de Linguagem Natural (PNL). De acordo com Wang et al. (2020), a IA e o PNL são amplamente aplicados em diversos contextos relacionados à saúde. Especificamente, a inteligência artificial para saúde mental tem se destacado como uma solução alternativa para tratar sintomas de depressão e ansiedade em estudantes universitários. Estudos conduzidos por Fulmer et al. (2018), Fitzpatrick et al. (2017) e Mccall et al. (2018) demonstraram que a IA, ao fornecer terapia cognitivo-comportamental (TCC), é viável, envolvente e acessível. Ela pode atuar como um agente terapêutico com boa relação custo-benefício.

Embora não substitua terapeutas treinados, a IA psicológica integrativa oferece suporte valioso. Intervenções baseadas na *web* e em dispositivos móveis, conforme destacado por Fulmer et al. (2018), são escaláveis e podem complementar métodos tradicionais de tratamento. Além disso, a IA torna o conteúdo digital de saúde mental mais acessível, especialmente com o uso de *chatbots* que são amigáveis, úteis e empáticos, como observado por Park & Kim (2023).

A intersecção entre inteligência artificial (IA) e psicologia tem atraído cada vez mais atenção desde o início das primeiras aplicações de IA na década de 1970, notavelmente com o desenvolvimento do *chatbot* ELIZA. Este programa pioneiro, projetado para simular conversas, estabeleceu as bases para explorações subsequentes sobre como a IA poderia ser integrada à prática psicológica. Ao longo das décadas, a evolução das tecnologias de IA levou a um campo crescente que examina as implicações da IA na saúde mental, práticas terapêuticas e avaliação psicológica (Shum et al., 2018).

Apesar dos benefícios potenciais, a adoção de IA na psicologia não é isenta de desafios. Considerações éticas em torno do uso de IA em cuidados de saúde mental são primordiais, particularmente em relação a questões de privacidade, consentimento e o potencial de viés em algoritmos de IA (Fiske et al., 2019; Polemi et al., 2024). A natureza de "caixa preta" dos sistemas de IA levanta preocupações sobre transparência e responsabilização nos processos de tomada de decisão, que são essenciais em contextos terapêuticos (Norton et al., 2024).

A implementação bem-sucedida da IA na prática psicológica requer superar barreiras cognitivas e comportamentais tanto por profissionais quanto por clientes. A alfabetização em IA, treinamento prático e suporte organizacional se mostram necessários para promover a aceitação e o uso eficaz.

### **2.1.2 Agente conversacional**

Os agentes conversacionais, também conhecidos como assistentes digitais ou *chatbots*, são inovações tecnológicas capazes de conduzir interações por meio

de conversas, simulando padrões e comportamentos humanos (Fitzpatrick et al., 2017; Hoy, 2018; Mariamo et al., 2021; Dale, 2016). Esses agentes automatizam interações comunicativas, tanto em conversas orais quanto escritas, frequentemente representados por personagens animados que respondem a sinais verbais e não verbais (Mariamo et al., 2021; Rathnayaka et al., 2022).

O principal desafio dos *chatbots* é reproduzir o fluxo natural das conversas humanas, superando limitações na troca de informações durante o diálogo (Rathnayaka et al., 2022). Para isso, técnicas de Processamento de Linguagem Natural (PNL) e algoritmos de Inteligência Artificial (IA) têm sido exploradas como soluções para melhorar a fluidez e a naturalidade da interação (Bendig et al., 2022; Vaidyam et al., 2019).

A maioria dos *chatbots* é acessada por meio de sites ou aplicativos móveis, facilitando sua utilização em *smartphones*. Isso permite uma comunicação ampla, sem interferência de vieses cognitivos, aprimorando o engajamento com conversas naturais e recursos interativos (Gabrielli et al., 2020). Além disso, esses *chatbots* podem ser integrados a assistentes virtuais, atuando como componentes conversacionais capazes de controlar dispositivos externos ou gerenciar tarefas básicas, como responder e-mails e organizar listas de afazeres (Hungerbuehler et al., 2021).

A popularização de assistentes de voz como Siri, Alexa, Cortana e Google (Hoy, 2018), além da utilização de *chatbots* no varejo online, tem tornado esses agentes conversacionais cada vez mais familiares para a sociedade moderna (Rathnayaka et al., 2022). Esses *chatbots* utilizam processos de classificação de palavras, PNL e IA, além de verificações simples de palavras-chave e bancos de dados com respostas pré-definidas, permitindo adaptar suas respostas conforme a entrada dos usuários (Rathnayaka et al., 2022).

Na área da saúde, os *chatbots* têm sido usados para comunicações automatizadas pós-tratamento e em grupos de apoio, aconselhamento e cuidados de saúde, também sendo aplicados no suporte administrativo de serviços de saúde (Rathnayaka et al., 2022; Adikari et al., 2022; Leung et al., 2021). Para a saúde mental, os *chatbots* estão sendo adaptados como uma solução escalável no atendimento psicológico e em serviços de rotina, fornecendo suporte para o indivíduo por meio de um aparelho conectado à internet (Bennion et al., 2020).

### **2.1.2.1 Aplicações de Chatbots no Atendimento à Saúde Mental**

À medida que os agentes de conversação se tornam uma plataforma prontamente disponível para muitos prestadores de serviços, os benefícios no domínio da saúde estão a surgir (Rathnayaka et al., 2022). Ao contrário das ferramentas de teleatendimento assistidas por computador ou smartphone (Huang, 2013) que requerem alguma interação humana, os *chatbots* são online e totalmente automatizados (Bennion et al., 2020), o que os torna eficazes no fornecimento de apoio de primeiro nível para doenças mentais (Rathnayaka et al., 2022).

Em seu artigo, Rathnayaka et al. (2022) apontam que a Ativação Comportamental (BA) pode ser efetivamente materializada usando Inteligência Artificial (IA) em um ambiente de *chatbot* para fornecer suporte emocional recorrente, assistência personalizada e capacidades de monitoramento remoto de saúde mental. Um agente conversacional que fornece conteúdo das e-terapias

(terapia por dispositivo eletrônico), por exemplo, pode ser utilizado como uma ferramenta de intervenção para pessoas em sofrimento psicológico (Fitzpatrick et al., 2017; Vaidyam et al., 2019), com a realização de intervenções educativas para a saúde mental e o bem-estar (Gabrielli et al., 2020; Mariamo et al., 2021).

O uso de agentes conversacionais mostrou benefício potencial para aumentar consideravelmente a adesão às e-terapias (Bennion et al., 2020; Park & Kim, 2023). O estudo de Pitardi et al. (2022) argumentou que as pessoas podem sentir-se menos envergonhadas de falar com *chatbots* sobre temas delicados, em comparação com agentes humanos. Rathnayaka et al. (2022) também destacaram desenvolvimentos promissores sobre agentes conversacionais no domínio da saúde mental, com destaque aos agentes conversacionais integrados à Terapia Cognitivo-Comportamental (TCC), que têm sido utilizados com sucesso para tratamentos de saúde mental. Fitzpatrick et al. (2017), por exemplo, desenvolveram um agente conversacional totalmente automatizado chamado “Woebot” para fornecer terapia cognitivo-comportamental (TCC) que demonstrou ser eficaz a usuários com sintomas de depressão, abuso de substâncias e ansiedade (Rathnayaka et al., 2022).

### **2.1.2.2 Limitações dos Chatbots de Saúde Mental**

Apesar do crescente conjunto de evidências que valida a utilidade e a eficácia do uso de *chatbots* para apoio de primeiro nível à saúde mental, autores como Gabrielli et al. (2020) e Bennion et al. (2020) destacam que os agentes conversacionais que oferecem terapias psicológicas são pouco pesquisados. Além disso, Rathnayaka et al. (2022) consideram que os *chatbots* de saúde mental existentes são limitados em termos da terapia fornecida e do nível de personalização, uma vez que a maioria dos *chatbots* estende a Terapia Cognitivo-Comportamental (TCC) a caminhos de conversação predefinidos que, segundo os autores, são genéricos e ineficazes no uso recorrente.

Mariamo et al. (2021) e Gabrielli et al. (2020) são exemplos de estudos que destacam a preocupação sobre o impacto do design do *chatbot* desenvolvido para um público alvo específico. Os resultados dos seus estudos contribuem para um futuro design de *chatbot* de saúde mental destinado a jovens e adolescentes. Mariamo et al. (2021) avaliaram, por meio de um experimento, as reações emocionais e probabilidade de resposta a perguntas elaboradas para um *chatbot* de saúde mental entre adolescentes, compreendendo suas preferências e os fatores que poderiam aumentar a probabilidade de responderem às perguntas do *chatbot*.

### **2.1.2.3 Ética e Desafios na Implementação de Chatbots de Saúde Mental**

A integração de *chatbots* de inteligência artificial (IA) em cuidados de saúde mental representa um avanço significativo no tratamento das barreiras que os indivíduos enfrentam ao buscar tratamento profissional. Embora seja crucial reconhecer que os chatbots de IA não substituem a expertise dos profissionais de saúde mental, eles podem servir como um complemento valioso para facilitar o acesso a recursos de saúde mental. O estigma associado ao tratamento de saúde mental (Ellis et al., 2013), bem como os desafios logísticos, como restrições de tempo e custos, muitas vezes impedem os indivíduos de buscar ajuda. Os chatbots

de IA podem mitigar essas barreiras ao fornecer uma alternativa de baixo estigma, econômica e eficiente em termos de tempo para que os indivíduos se envolvam com recursos de saúde mental (Park & Kim, 2023).

No entanto, a implementação de *chatbots* de IA no contexto da saúde mental levanta questões éticas importantes, principalmente relacionadas à privacidade e à proteção de dados pessoais. A Lei Geral de Proteção de Dados Pessoais (LGPD), Lei nº 13.709 de 2018, estabelece diretrizes claras sobre o tratamento de dados pessoais no Brasil, e sua aplicação é fundamental para garantir que os *chatbots* de IA operem de maneira ética e segura. De acordo com a LGPD, é imprescindível que os dados dos usuários sejam tratados com transparência, consentimento e segurança, assegurando que informações sensíveis, como aquelas relacionadas à saúde mental, sejam adequadamente protegidas contra acessos não autorizados e usos indevidos.

Além disso, a utilidade percebida de ferramentas digitais de saúde mental, incluindo *chatbots* de IA, influencia significativamente as intenções dos indivíduos de utilizar esses recursos (Park & Kim, 2023). Quando os usuários percebem os *chatbots* de IA como facilitadores eficazes de seu gerenciamento de saúde mental, eles são mais propensos a se envolver com essas tecnologias. Essa percepção é particularmente relevante para indivíduos que podem se sentir desconfortáveis em discutir seus problemas de saúde mental com um profissional devido ao estigma. O anonimato e a acessibilidade dos *chatbots* de IA podem encorajar os usuários a iniciar conversas sobre sua saúde mental, servindo assim como um trampolim para o tratamento profissional. Para que essa confiança seja construída, é necessário garantir que o *chatbot* atenda às exigências da LGPD, protegendo as informações pessoais dos usuários de forma robusta e transparente.

## **2.2 Adoção e difusão de Tecnologia**

A disseminação e aceitação de novidades têm sido objeto de intensa pesquisa nos últimos anos, com Rogers (2003) sendo um dos pesquisadores mais notáveis. Seus trabalhos, sobretudo o livro *Diffusion of Innovations*, foram fundamentais para entender como as inovações se espalham. As teorias de Rogers (2003) se baseiam na percepção da inovação em si, e não no uso do produto. A adoção de inovações ocorre quando as pessoas decidem incorporá-las. O processo de adoção envolve várias etapas: a consciência e conhecimento da inovação, a formação de uma opinião, a decisão de aceitar ou não, a implementação da nova ideia e a confirmação dessa escolha. Rogers (2003) aponta que a difusão pode variar significativamente entre diferentes culturas e áreas, sendo influenciada pelo tipo de adotante e pelo processo de decisão envolvido na inovação. Rogers (2003) destaca que, além dos atributos percebidos de uma inovação, como sua vantagem em relação ao *status quo*, compatibilidade com os valores e crenças do adotante, complexidade, oportunidade de experimentação e observabilidade, existem outras variáveis que influenciam a rapidez com que uma inovação é adotada dentro de um sistema social (taxa de adoção). Entre essas variáveis estão o tipo de decisão de inovação, os canais de comunicação que promovem a inovação, a estrutura do sistema social e os esforços dos agentes de mudança na promoção da inovação.

Uma vez que a Teoria da Difusão da Inovação (Rogers, 2003) busca entender como inovações se espalham na sociedade e como produtos inovadores

são percebidos pelos consumidores, essa teoria categoriza os consumidores em diferentes perfis, como inovadores, primeiros adeptos, maioria inicial, maioria tardia e retardatários. Segundo Rogers (2003), a taxa de adoção de uma inovação pode ser influenciada não apenas pelas suas características objetivas, mas também pelas subjetivas, além dos aspectos individuais dos adotantes. No entanto, o autor não considera na sua teoria os aspectos emocionais que também podem impactar a decisão de adotar uma inovação. Ele enfatiza que a sustentabilidade de uma inovação está ligada à extensão da sua adoção e menciona que existe um momento em que uma inovação atinge o ponto crítico necessário para se tornar dominante.

Apesar das pesquisas aprofundadas sobre a Teoria da Difusão da Inovação (Rogers, 2003) e atendimento remoto (Peixoto et al., 2022; Kriston et al., 2022; Siegmund & Lisboa, 2015) terem mostrado o potencial de serviços de saúde online, evidenciado pelos benefícios para terapeutas e pacientes, Timakum et al. (2022), em sua revisão de literatura, verificaram que ainda há muito a descrever e descobrir sobre a tecnologia de saúde mental em dispositivos móveis para permitir um ambiente terapêutico digital, inteligente e integrado. Um ambiente terapêutico é considerado um ambiente digital e inteligente quando faz uso de recursos tecnológicos para melhorar a qualidade das experiências de tratamento dos seus pacientes/clientes. Essas intervenções móveis incluem: Psicoeducação (fornecimento de informações sobre a doença e seu tratamento); Gerenciamento de Medicamentos (orientação sobre o uso adequado de medicamentos); Comunicação e Tomada de Decisão Compartilhada (incentivo à comunicação entre pacientes e profissionais de saúde); Gerenciamento das Atividades Diárias (estratégias para lidar com desafios diários); Estilo de Vida (abordagem para melhorar o estilo de vida); Apoio entre Pares (inclusão de suporte de outros pacientes); Monitoramento em Tempo Real por Medidas Diárias (monitoramento de amostragem de experiência) e Acompanhamento contínuo dos sintomas e do bem-estar (Van Der Krieke et al., 2014). Essa variedade de recursos digitais da *m-mental health* permite que os usuários melhorem sua literacia em saúde mental, tomem decisões informadas e direcionam seu próprio cuidado.

### **2.2.1 Modelo de Aceitação de Tecnologia (TAM)**

O Modelo de Aceitação de Tecnologia (TAM), proposto inicialmente por Davis em 1989, é um dos modelos mais influentes da literatura de aceitação de tecnologias. Para entender como os usuários aceitam e utilizam novas tecnologias, o TAM baseia-se na ideia de que a utilidade percebida e a facilidade percebida de uso são os principais preditores da intenção de uso e do uso efetivo de sistemas de tecnologia da informação. A Figura 1 apresenta a ilustração do TAM, conforme proposto por Davis (1989), que fundamenta a análise subsequente sobre a aceitação de *chatbots* que utilizam inteligência artificial para a saúde mental.

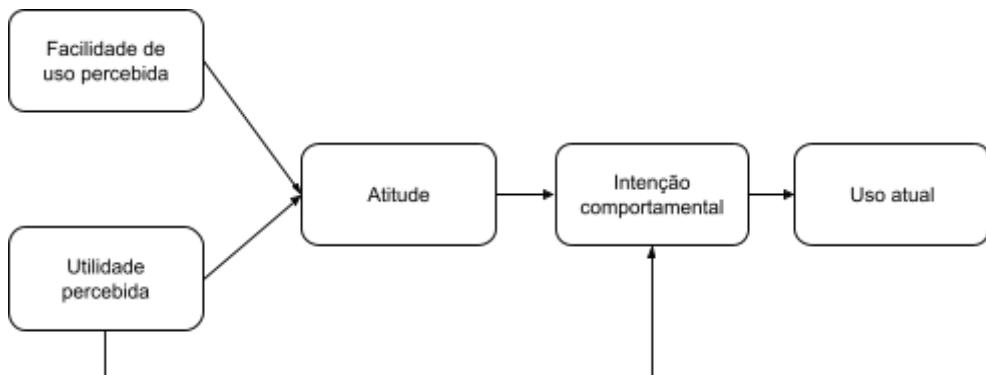


Figura 1 - Modelo de Aceitação de Tecnologia (TAM) original.

Fonte: Adaptado de Davis (1989), tradução livre.

Davis et al. (1989) propuseram o modelo de aceitação de tecnologia (*Technology Acceptance Model - TAM*), baseado na Teoria da Ação Racionalizada (*Theory of Reasoned Action - TRA*) de Ajzen & Fishbein (1980), para explicar a relação entre as crenças internas dos usuários, utilidade percebida (*Perceived Usefulness – PU*) e facilidade de uso percebida (*Perceived Ease of Use – PEOU*), suas atitudes, intenções e comportamento de uso do computador e tecnologias afins. A TRA de Ajzen & Fishbein (1980) aborda aspectos psicológicos relacionados ao comportamento humano, como, por exemplo, a atitude de um indivíduo ser um antecedente da sua intenção, que por sua vez antecede ao seu comportamento futuro.

A intenção comportamental é considerada o construto mais próximo de refletir o uso real, de acordo com o Modelo de Aceitação da Tecnologia (TAM). Esta intenção de uso é uma resposta comportamental dada uma atitude positiva em relação à uma tecnologia (Davis, 1993). Devido à sua confiabilidade, tem sido amplamente adotada como o único indicador para medir a adoção de tecnologia em diversos estudos (Peixoto et al., 2022; Ferreira et al., 2014).

A atitude, por sua vez, seria uma resposta afetiva resultante das percepções de utilidade e facilidade de uso (Davis, 1993). A utilidade percebida é fundamental para entender como os usuários avaliam a relevância e os benefícios de uma tecnologia específica. A utilidade percebida refere-se à crença de que o uso de um sistema pode melhorar o desempenho em alguma tarefa, enquanto a facilidade de uso percebida diz respeito à crença de que o uso do sistema requer menos esforço físico ou mental (Davis, 1993). Vários estudos, por exemplo, os trabalhos de Huang (2010), Peixoto et al. (2022), Hu et al. (1999), Davis (1993), Khalifa & Shen (2008) e Dishaw & Strong (1999), têm explorado o construto de utilidade e facilidade percebidas em diferentes contextos. Esses estudos contribuem para a compreensão desses construtos e sua aplicação em áreas como telemedicina e saúde mental móvel.

A percepção da utilidade pode influenciar a intenção dos consumidores em adotar tecnologias, especialmente aquelas relacionadas à saúde, conforme observado por Tavares & Oliveira (2016). Além disso, a análise realizada por Tao et al. (2020) em cinquenta e um ensaios de estudos empíricos de saúde sugere que essa percepção tem um impacto significativo na intenção comportamental dos pacientes. De forma semelhante, Peixoto et al. (2022) examinaram a utilidade percebida e seu efeito na intenção comportamental dos pacientes ao utilizar um serviço de saúde tecnológico, como a teleconsulta. Beldad & Hegner (2018) revelam que a intenção dos entrevistados de continuar usando um aplicativo se

baseia na facilidade de uso percebida, utilidade percebida e norma social injuntiva.

Dois agentes conversacionais foram o foco da pesquisa de Bennion et al. (2020), *ELIZA* e *Manage Your Life Online* (MYLO). Estes agentes representam duas teorias e abordagens diferentes associadas ao tratamento do sofrimento emocional. Os autores compararam a usabilidade, aceitabilidade e eficácia de dois agentes conversacionais baseados na web, por meio de um estudo controlado com adultos mais velhos. A usabilidade do sistema de ambos os agentes conversacionais foi associada à utilidade dos agentes e à disposição dos participantes para reutilização.

### **2.2.2 Variáveis externas ao TAM**

O Modelo de Aceitação de Tecnologia (TAM), desenvolvido por Davis (1989), sugere que a utilidade percebida e a facilidade de uso percebida são influenciadas por variáveis externas, que moldam a atitude dos usuários em relação à adoção de tecnologias. Essas variáveis externas podem incluir fatores como características demográficas, contexto social, cultura e a experiência anterior com a tecnologia. Ao integrar essas influências, o TAM se torna um modelo mais robusto, capaz de explicar as variabilidades na aceitação e adoção de tecnologias em diferentes contextos e grupos de usuários.

Atualmente, o TAM é adotado em diversos estudos (Peixoto et al., 2022; Gado et al., 2021; Ferreira et al., 2014; Becker, 2016; Kurtz et al., 2015), aplicando-se a diversas áreas, desde a tecnologia da informação até os serviços de saúde. Cada estudo tem contribuído para a evolução do modelo, incluindo novas variáveis externas que afetam a aceitação de tecnologias, como a confiança do usuário, a facilidade de acesso, a influência social e os fatores tecnológicos. Essas variáveis adicionais ampliam a compreensão dos fatores que afetam a percepção dos usuários sobre a utilidade e a facilidade de uso, aumentando a precisão das previsões sobre o comportamento de adoção.

Conforme ilustrado na Figura 2, adaptada de Yousafzai et al. (2007), o modelo TAM destaca os principais fatores de aceitação tecnológica. A figura evidencia como as variáveis externas influenciam diretamente as percepções de utilidade percebida e facilidade de uso percebida, que por sua vez afetam as atitudes dos usuários, suas intenções comportamentais e o uso efetivo da tecnologia. Essas influências externas são fundamentais para entender a adoção de tecnologias em diferentes cenários, principalmente quando se analisa tecnologias emergentes, como os sistemas de inteligência artificial aplicados à saúde mental.

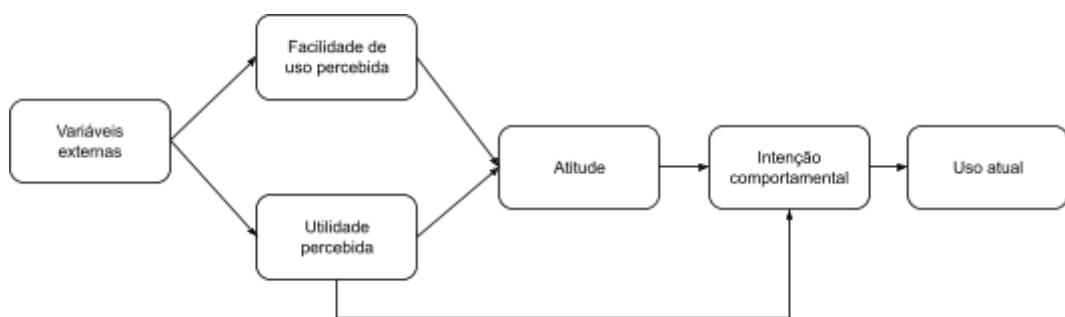


Figura 2 - Modelo TAM com variáveis externas  
Fonte: Adaptado de Yousafzai *et al.* (2007).

### **2.2.2.1 Confiança**

Existem diferentes maneiras de definir o conceito de confiança, uma vez que a confiança foi examinada por várias disciplinas. Morgan & Hunt (1994, p. 23) conceituam a confiança como existente “quando uma das partes acredita na confiabilidade e integridade de um parceiro de troca”, enquanto Rousseau et al. (1998) definiram confiança como “um estado psicológico que compreende a intenção de aceitar vulnerabilidade com base em expectativas positivas das intenções ou comportamentos de outro”. Usando a definição de confiança como ponto de partida, os pesquisadores Urban et al. (2009) identificaram que a definição de confiança evoluiu e, embora a semântica possa diferir, atingiu uma consistência geral que pode ser entendida em três dimensões: integridade/confiança, habilidade/competência e benevolência (Gefen, 2002).

Outros autores (Bart et al., 2005; Van Velsen et al., 2017; Beldad & Hegner, 2018; Lee, 2005; Huang, 2010) também ampliaram esta definição e, ao propor a confiança como um elemento importante do comércio eletrônico, elaboraram o conceito de confiança online. Desde o surgimento da *internet*, a confiança tem sido identificada como um fator essencial para o sucesso da *web*. À medida que a popularidade e o uso da Internet crescem, a segurança e a privacidade das transações online ressaltam ainda mais a importância da confiança. Em essência, a confiança online é desenvolvida quando os consumidores formam impressões positivas do site de um comerciante eletrônico e estão dispostos a aceitar a vulnerabilidade. A confiança online inclui as percepções do consumidor sobre como o site atenderia às suas expectativas, a confiabilidade das informações apresentadas e o grau de segurança que o site é capaz de inspirar (Bart et al., 2005).

Urban et al. (2009), ao revisar os avanços na pesquisa sobre confiança online, destacaram que a confiança vai além das questões de privacidade e segurança, estando profundamente ligada ao design do site. Portanto, para conquistar e manter consumidores online e obter vantagem competitiva, os profissionais de *marketing* enfrentam o desafio de criar e manter um ambiente de confiança. Mariamo et al. (2021), ao investigar o processo de design e desenvolvimento de *chatbots*, revisaram a literatura sobre experiência do usuário para delinear uma lista de melhores práticas para o design de *chatbots* nos cuidados de saúde mental. Além disso, sua revisão da literatura sobre a interação humano-*chatbot* destacou a necessidade de pesquisas mais centradas no usuário que visem investigar como e por que os indivíduos escolhem interagir com um determinado *chatbot*.

Esses desafios têm gerado um grande interesse em entender a confiança online, por exemplo, o estudo de Urban et al. (2009), que identificou que o site afeta a confiança, que por sua vez modifica as ações de compra do cliente, levando ao sucesso de vendas e lucro da empresa. Os clientes aprendem com sua experiência de compra e uso do produto. Essas experiências moldam a confiança e sua resposta ao site, além de gerarem comunicação boca a boca por meio de redes sociais.

No contexto de tecnologias de saúde, a confiança é explicada por diversos fatores, como a confiança na organização por trás da tecnologia, a qualidade percebida do site ou aplicativo e a disposição de um indivíduo para confiar (Van Velsen et al., 2017). Garner et al. (2023), ao explorar a usabilidade e aceitabilidade de um aplicativo de bem-estar para adolescentes, identificaram que profissionais de saúde expressaram menor conhecimento e confiança em intervenções de saúde digital e, como tal, recomendaram que elas sejam usadas com suporte externo.

Ao trabalhar a confiança como fator externo no modelo TAM, o estudo de Beldad & Hegner (2018) sobre o uso de um aplicativo de fitness identificou que a confiança no desenvolvedor do aplicativo e a norma social descriptiva não apresentaram efeitos estatisticamente significativos na intenção de uso repetido, mas (juntamente com a facilidade de uso percebida e a norma social descriptiva) influenciam a percepção dos usuários sobre a utilidade.

Assim como no estudo de Beldad & Hegner (2018), Van Velsen et al. (2017) concordam que quanto maior a confiança do consumidor no fornecedor ou na tecnologia, maior será a utilidade percebida. Além disso, os autores observaram que a confiança dos pacientes em relação à organização prestadora de serviços de saúde, ao tratamento, aos profissionais de saúde e à tecnologia afeta diretamente a confiança na tele saúde.

Lee (2005) sugeriu que a confiança dos consumidores em dispositivos móveis teve um impacto positivo nas percepções dos ganhos potenciais do uso dessa tecnologia e que, por isso, a confiança pode estar intrinsecamente ligada à utilidade percebida, especialmente quando há incerteza em relação aos ganhos esperados.

Já o modelo proposto por Huang (2010) visa avaliar a adoção de serviços de monitoramento remoto de saúde. Esse modelo utiliza redes neurais artificiais e considera fatores como utilidade percebida, prontidão tecnológica e confiança. Os achados desse estudo podem ser relevantes para a implementação bem-sucedida de serviços de saúde remotos. Além disso, evidências empíricas semelhantes foram encontradas em serviços relacionados à tecnologia de saúde, como um sistema de teleassistência (Van Velsen et al., 2017).

Enquanto o modelo conceitual desenvolvido por Van Velsen et al. (2017), apesar de não utilizar o TAM, buscou avaliar a confiança dos pacientes em serviços de telemedicina. Esse modelo integra fatores como confiança na organização de cuidados, profissional de saúde, tratamento e tecnologia. A visão holística da confiança no serviço de saúde se mostrou essencial para entender a adoção e o sucesso desses serviços, em seu estudo.

O modelo proposto por Lee (2005) explora as relações entre percepções de interatividade, confiança do cliente e intenções de transação no contexto do comércio móvel, destacando a importância da interatividade na formação da confiança e nas ações dos consumidores. O estudo de Peixoto et al. (2022) investigou os fatores que influenciam a aceitação da teleconsulta no Brasil durante a pandemia da COVID-19. Eles também consideraram o construto confiança como parte desse contexto. O modelo proposto pelos autores integra fatores como utilidade percebida, prontidão tecnológica, confiança e outros para entender a adoção da teleconsulta pelos pacientes.

### **2.2.2.2**

#### **Ajuste Tarefa-Tecnologia**

Antes de realizar qualquer atividade, as pessoas são sempre confrontadas com questões específicas relativas às suas competências na realização de tais tarefas e à utilidade dessas tarefas. Indivíduos que responderam afirmativamente a tais questões apresentaram maior motivação e persistência na realização de uma determinada atividade, em comparação com aqueles que têm grandes dúvidas quanto às suas competências e à utilidade da tarefa (Muwonge et al., 2017).

Nesse contexto, o conceito de Ajuste Tarefa-Tecnologia (*Task-Technology Fit* - TTF), conforme explorado por Dishaw & Strong (1999), surge como um pilar essencial para compreender como a tecnologia pode ser melhor adaptada às tarefas específicas que os usuários pretendem realizar. Em seu trabalho seminal “*Extending the Technology Acceptance Model with Task-Technology Fit Constructs*”, os autores argumentam que a eficácia da utilização de uma tecnologia é significativamente influenciada pelo quanto bem ela se ajusta às demandas e características da tarefa em questão. Eles estendem o Modelo de Aceitação de Tecnologia (TAM) ao integrar elementos do Modelo de Ajuste Tarefa-Tecnologia, sugerindo que, quando a tecnologia é bem alinhada com as tarefas dos usuários, há um aumento na probabilidade de aceitação e uso efetivo da tecnologia. Esse ajuste não apenas melhora a performance na execução das tarefas, mas também aumenta a percepção de utilidade e facilidade de uso — fatores críticos para a aceitação da tecnologia pelos usuários (Becker, 2016).

No contexto dos aplicativos móveis para tratamento mental, um alto nível de Ajuste Tarefa-Tecnologia (TTF) implica que a interface, as funcionalidades e o conteúdo dos aplicativos devem atender de forma precisa às necessidades terapêuticas dos usuários. Essa adequação aumenta não apenas a usabilidade percebida, mas também a eficácia percebida dos tratamentos, um aspecto crítico para promover a aceitação tecnológica nesse domínio (Becker, 2016). Utilizando uma versão estendida do Modelo de Aceitação de Tecnologia (TAM), Becker (2016) descreve as intenções das pessoas em usar tais aplicativos. Os achados indicam que, embora os jovens adultos alemães considerem os aplicativos móveis fáceis de usar, há uma lacuna significativa no conhecimento sobre sua existência e eficácia clínica. A eficácia no tratamento de transtornos mentais é frequentemente questionada, e preocupações sobre a privacidade e a revelação de informações pessoais podem inibir a aceitação desses aplicativos.

Jarupathirun & Zahedi (2007) adaptaram o construto “*Task-Technology Fit*”, destacando sua importância para a análise de Becker (2016), pois enfatiza a correspondência entre as características da tecnologia e as tarefas que os usuários pretendem realizar com ela. No contexto dos aplicativos de saúde mental, isso significa que a tecnologia deve ser adequada às necessidades de tratamento dos usuários para ser aceita e utilizada efetivamente. A relevância desse construto reside na sua capacidade de prever a utilidade percebida e, consequentemente, a aceitação da tecnologia. Assim, quando os aplicativos de tratamento de saúde mental se alinham bem com as necessidades e objetivos dos usuários, é mais provável que sejam adotados e valorizados.

Jarupathirun & Zahedi (2007) também exploraram a influência de fatores perceptuais no sucesso de sistemas de suporte à decisão espacial baseados na web. O estudo investigou como a percepção dos usuários impacta o desempenho desses sistemas. O modelo conceitual desenvolvido pelos autores integra teorias

relacionadas a tarefas, tecnologia e definição de metas. Eles conduziram um estudo empírico para examinar os fatores perceptuais que afetam o uso bem-sucedido desses sistemas.

Apesar das evidências positivas sobre o impacto do Ajuste Tarefa-Tecnologia, desafios significativos permanecem, especialmente no que diz respeito à privacidade dos dados pessoais e à dificuldade dos usuários em avaliar a eficácia clínica dos aplicativos móveis (Becker, 2016). Assim, entender e mitigar essas barreiras é crucial para ampliar a adoção de tecnologias de saúde.

Concluindo, análises de revisão de literatura que se concentram na aceitação da tecnologia em saúde e cuidados de saúde indicam que é importante considerar a inclusão de variáveis externas no Modelo de Aceitação de Tecnologia (TAM), adaptando-as conforme a natureza específica do estudo e seus objetivos (Wang et al., 2020) e explorar como diferentes níveis de Ajuste Tarefa-Tecnologia influenciam não apenas a aceitação inicial, mas também a retenção de longo prazo de tecnologias voltadas para a saúde mental. Além disso, incorporar variáveis contextuais pode refinar ainda mais os modelos preditivos baseados no TAM e no TTF.

### **2.2.2.3 Autoeficácia**

A autoeficácia pode ser conceituada sob diferentes perspectivas. No campo da psicologia social cognitiva, Bandura (1997) define autoeficácia como a crença de um indivíduo em sua capacidade de organizar e executar ações necessárias para atingir determinados objetivos. Essa crença influencia a motivação, a persistência e o comportamento diante de desafios. No contexto tecnológico, a autoeficácia refere-se à autopercepção da capacidade de um usuário de aprender e utilizar eficientemente uma nova tecnologia (Tsai, 2014). Em estudos de saúde digital, a autoeficácia representa o julgamento do paciente sobre suas habilidades para utilizar um sistema ou solução de telessaúde (Peixoto et al., 2022).

Venkatesh & Davis (1996) identificaram uma relação conceitual entre autoeficácia e facilidade de uso percebida, demonstrando empiricamente que a autoeficácia pode atuar como um preditor da percepção de facilidade de uso. Esse efeito tende a ser mais forte quando os usuários ainda não experimentaram a tecnologia, pois, nesse estágio, suas percepções são formadas com base em crenças abstratas e experiências anteriores com sistemas similares (Venkatesh, 2000; Venkatesh & Davis, 1996). Indivíduos com alta autoeficácia tecnológica tendem a explorar mais funcionalidades, persistir diante de dificuldades e desenvolver uma atitude mais positiva em relação à aprendizagem de novas tecnologias.

Estudos posteriores reforçaram essa relação em diferentes contextos tecnológicos. Venkatesh & Davis (1996) analisaram percepções de usuários sobre programas de computador, enquanto Peixoto et al. (2022) identificaram uma relação significativa entre autoeficácia e facilidade de uso percebida na adoção de teleconsulta no Brasil. Da mesma forma, Becker (2016) encontrou resultados semelhantes ao investigar a intenção de jovens alemães de adotar atendimentos de saúde mental por meio de aplicativos móveis (*mobile mental health*). Kurtz et al. (2015) também observaram essa associação positiva ao analisar a adoção de sistemas móveis de aprendizado (*mLearning*).

No contexto do TAM, a autoeficácia é frequentemente considerada como uma variável externa que influencia a aceitação do usuário, sendo utilizada em conjunto com outros fatores externos. Peixoto et al. (2022) destacam que a crença nas próprias habilidades facilita a interação com a tecnologia, aumentando a probabilidade de adoção. Esse efeito pode ser especialmente relevante no contexto da saúde digital, onde o uso de novas soluções tecnológicas, como *chatbots* de aconselhamento psicológico e sistemas de telemedicina, exige que os usuários se sintam confiantes em sua capacidade de navegar pelas plataformas e obter benefícios dessas ferramentas.

## **2.3 Teoria da Esperança**

A esperança é definida como a capacidade percebida de identificar e trilhar caminhos viáveis em direção a metas almejadas, além da energia de agência necessária para empreender essa jornada. Essa energia de agência, ou a força propulsora que motiva a ação, opera em sinergia com a habilidade de mapear estratégias eficazes — conhecidas como caminhos — para alcançar os objetivos estabelecidos (Snyder, 2002). A relevância do objetivo, ou “a extensão em que um encontro toca em objetivos pessoais” (Smith & Lazarus, 1990), também é um atributo essencial da esperança (MacInnis & De Mello, 2005). Nesse sentido, a esperança se configura como uma emoção orientada para objetivos (Lazarus, 1991), refletindo principalmente um desejo de controlar riscos e motivar as pessoas a adotarem estratégias de enfrentamento focadas no problema (Smith & Lazarus, 1990).

Além disso, a esperança pode ser descrita como “uma emoção de valência positiva evocada em resposta a um resultado incerto, mas possível, congruente com o objetivo” (MacInnis & De Mello, 2005). Portanto, ela não é apenas um estado emocional, mas um estado motivacional positivo, que emerge da interação entre a agência bem-sucedida — responsável por fornecer a energia direcionada aos objetivos — e os caminhos, que são os planos e estratégias desenvolvidos para

atingir essas metas. Esses componentes formam um sistema interativo que não só impulsiona o indivíduo em direção ao futuro desejado, mas também fortalece a resiliência diante dos desafios encontrados ao longo do caminho (Snyder, 2002).

O esquema apresentado por Snyder (2002) (Figura 14) descreve as funções de *feed-forward* e *feedback* relacionadas a pensamentos direcionados a objetivos na teoria da esperança. Em resumo, o *feed-forward* tem uma orientação prospectiva, oferecendo direções sobre como melhorar antes de realizar uma tarefa ou projeto. Já o *feedback* reflete sobre o que já aconteceu, avaliando ações com base em experiências passadas.

O pensamento esperançoso e duradouro está vinculado a estados emocionais ou humores semelhantes a traços, os quais influenciam significativamente o processo de busca de metas. Esses estados emocionais representam o resíduo de múltiplas experiências anteriores de busca de objetivos (histórico de aprendizagem — Figura 14). Assim, a esperança atua como um impulsionador de intenções comportamentais (MacInnis & De Mello, 2005). Pessoas com alta esperança tendem a demonstrar emoções positivas e ativas em relação ao envolvimento em buscas futuras, enquanto aquelas com pouca esperança geralmente exibem sentimentos negativos e passivos diante dos desafios.

O pré-evento (conforme Figura 3) refere-se ao processo anterior à definição de um objetivo, no qual a pessoa avalia os valores associados aos possíveis resultados da meta. Nesse estágio, objetivos baseados em padrões pessoais costumam ser mais atraentes do que aqueles baseados em padrões externos. Além disso, estudos indicam que indivíduos com alta esperança são mais inclinados a escolher metas amplas, que representam extensões de seus resultados anteriores em tarefas semelhantes.

Após essa análise inicial, ocorre a etapa conhecida como sequência de eventos, também referida como “preocupações atuais”, “projetos pessoais”, “tarefas de vida” ou “esforços pessoais” (Snyder, 2002). Durante essa fase, a pessoa avalia se o resultado potencial justifica a continuidade do processamento cognitivo. Esse processo, denominado *check-back*, permite interromper o investimento cognitivo caso a meta não tenha o valor estimado previamente.

Quando os caminhos e os pensamentos de agência são ativados na busca de um objetivo, a pessoa pode experimentar reações emocionais que influenciam seu progresso. Se essas reações forem positivas, o ciclo de *feedback* reforçará a continuidade na busca pela meta. Pessoas com alta esperança costumam abordar seus objetivos com emoções positivas, como “Isso deve ser interessante” ou “Estou pronta para este desafio”. Essa postura otimista gera emoções que reforçam a aplicação de caminhos eficazes de pensamento de agência, sustentando a atenção e a motivação para a tarefa em questão (Snyder, 2002).

À medida que a busca pelo objetivo avança, a pessoa pode se deparar com um estressor (conforme Figura 3). Esse estressor representa qualquer obstáculo significativo que possa comprometer o pensamento esperançoso. Indivíduos com pouca esperança são especialmente vulneráveis a sucumbir ao estresse, desviando-se de seus objetivos. Nesses casos, as emoções negativas resultantes impactam diretamente o pensamento esperançoso. Em contrapartida, pessoas com alta esperança percebem o estressor como um desafio a ser superado. Elas exploram caminhos alternativos e redirecionam sua agência para contornar o obstáculo. Esse processo de adaptação permite que essas pessoas obtenham *feedback* positivo, reforçando sua disposição e pensamento esperançoso. Estudos

realizados por Snyder (2002) em ambientes laboratoriais e situações reais oferecem suporte empírico para esse modelo de avaliação e *feedback*.

Caso nenhum estressor significativo seja encontrado — ou se ele for superado com sucesso —, os caminhos e pensamentos de agência continuam a se alternar (como ilustrado pelas setas bidirecionais) ao longo da sequência de eventos. À medida que a pessoa avança em direção à meta, ela desenvolve percepções sobre o sucesso (ou fracasso) de sua busca. Essas percepções, juntamente com as emoções associadas, influenciam continuamente o processo de busca de metas.

Após a conclusão da busca de um objetivo específico, os pensamentos sobre a realização (ou não) da meta, juntamente com as emoções resultantes, retornam para informar e influenciar a avaliação de objetivos futuros. Esse processo não ocorre apenas em situações isoladas, mas também de forma mais ampla, moldando as estratégias e expectativas para novas buscas de metas. Pessoas com alta esperança são mais propensas a utilizar o *feedback* de metas não alcançadas para aperfeiçoar seus pensamentos e estratégias futuras. Por outro lado, indivíduos com baixa esperança tendem a ruminar e duvidar de suas capacidades, dificultando o aprendizado a partir das experiências passadas.

Ainda na perspectiva da teoria da esperança, os objetivos de aproximação e prevenção influenciam diretamente a forma como os indivíduos lidam com desafios e ajustam suas estratégias para alcançar metas. Objetivos de aproximação incentivam comportamentos proativos e exploratórios, promovendo sentimentos positivos como entusiasmo e otimismo. Já os objetivos de prevenção tendem a evocar comportamentos cautelosos e defensivos, associados a sentimentos como alívio ou ansiedade, dependendo do sucesso em evitar os resultados indesejados (Snyder, 2002).

Além disso, a teoria propõe que indivíduos com alta esperança apresentam maior flexibilidade cognitiva na alternância entre esses dois tipos de objetivos, ajustando suas estratégias conforme a natureza das situações encontradas. Essa flexibilidade permite que eles mantenham um equilíbrio adaptativo, explorando oportunidades quando as condições são favoráveis e adotando uma postura preventiva diante de riscos iminentes. Essa capacidade de alternância eficaz entre objetivos de aproximação e prevenção está associada a um processamento mais eficiente de *feedback* e a um maior comprometimento com as metas, independentemente dos obstáculos encontrados (Snyder, 2002).

Outro aspecto relevante da teoria é a influência das emoções durante o processo de busca de objetivos. Enquanto emoções positivas fortalecem os objetivos de aproximação, emoções negativas, quando gerenciadas de forma eficaz, podem servir como sinais adaptativos que redirecionam a atenção para riscos potenciais, favorecendo os objetivos de prevenção (Smith & Lazarus, 1990). Assim, a integração de diferentes tipos de objetivos na teoria da esperança não apenas amplia o entendimento sobre a motivação humana, mas também evidencia a importância das emoções como moduladores da persistência e da eficácia no alcance de metas.

Ademais, a habilidade de gerar múltiplos caminhos para atingir os objetivos desejados, característica marcante em pessoas com alta esperança, contribui para a resiliência diante de eventos inesperados. Essa capacidade de adaptação rápida se mostra crucial tanto para a reformulação de objetivos de aproximação quanto para o fortalecimento dos objetivos de prevenção em cenários de incerteza (Snyder, 2002). Dessa forma, a teoria da esperança articula

um modelo dinâmico em que os processos emocionais e cognitivos trabalham conjuntamente para sustentar o progresso contínuo em direção aos objetivos, mesmo frente a contratemplos significativos.

Por fim, a esperança exerce um papel central no enfrentamento adaptativo, funcionando como um mecanismo psicológico que não apenas alimenta a motivação, mas também regula o equilíbrio emocional ao longo da trajetória de busca de metas. Essa abordagem holística permite compreender melhor como a esperança influencia a resiliência, a satisfação com a vida e a capacidade de lidar eficazmente com desafios complexos (Snyder, 2002).

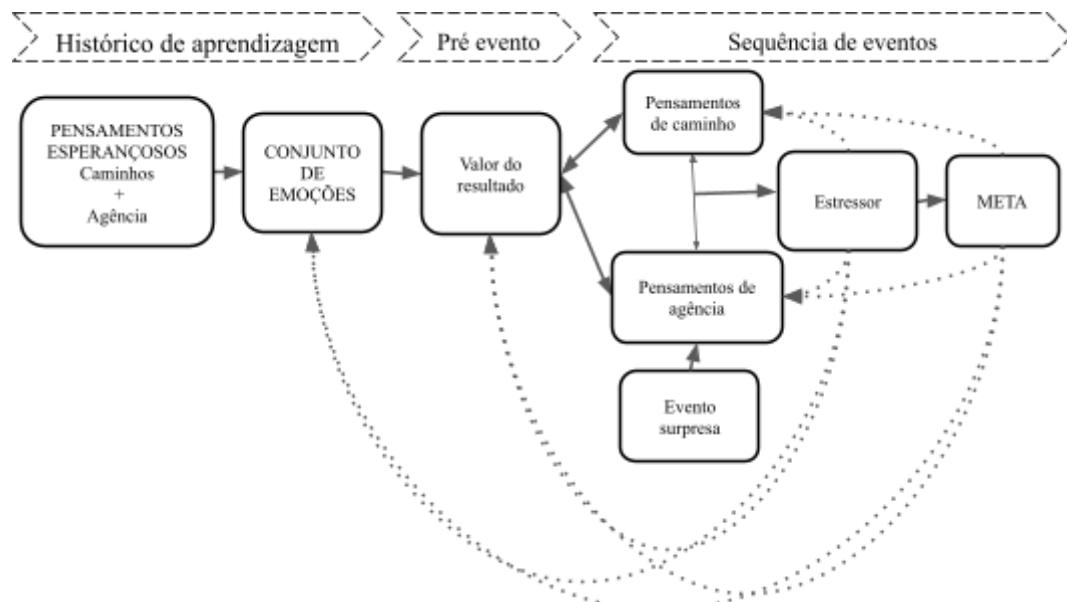


Figura 3. Esquema do pensamento esperançoso  
Fonte: Adaptado de Snyder (2002), tradução livre.

### 2.3.1. Tecnologia e esperança

No contexto da saúde mental, a adoção de tecnologias como *chatbots* pode ser compreendida à luz dos objetivos de aproximação e prevenção descritos na teoria da esperança. A esperança, entendida como “anseio por alívio de uma situação negativa” e como uma resposta emocional a situações ameaçadoras (Lazarus, 1991), oferece um arcabouço útil para analisar essa adoção. Além disso, a esperança atua como uma fonte de motivação, sendo evocada quando um resultado congruente com o objetivo é percebido como possível, mas incerto, e quando a situação presente é considerada ameaçadora (Lazarus, 1999).

Por exemplo, um *chatbot* desenvolvido para oferecer suporte psicológico pode representar um objetivo de aproximação ao promover o bem-estar mental, ajudando os usuários a alcançar um estado emocional mais positivo. Simultaneamente, ele pode atuar como um objetivo de prevenção ao fornecer estratégias eficazes para lidar com estresse ou ansiedade, evitando o agravamento de condições de saúde mental. Dessa forma, a esperança se manifesta tanto na perspectiva dos indivíduos quanto dos profissionais de saúde mental, influenciando a percepção e o uso dessas ferramentas tecnológicas para alcançar

resultados desejáveis ou prevenir resultados negativos. Essa dualidade reflete diretamente os princípios da teoria da esperança, mostrando como a combinação de agência e caminhos adequados pode potencializar os benefícios das tecnologias de autogerenciamento em saúde mental (Snyder, 2002).

Em seu estudo, MacInnis & De Mello (2005) aprofundam o conceito de esperança utilizando a teoria da avaliação como lente analítica. Eles destacam a importância da esperança no contexto do comportamento do consumidor, do *marketing* e das políticas públicas, particularmente no que tange à avaliação e escolha de produtos. A esperança influencia significativamente os processos de tomada de decisão ao orientar tanto a avaliação dos resultados quanto a motivação para agir em direção aos objetivos. Essa perspectiva oferece uma base sólida para explorar as dimensões da esperança — objetivos, caminhos e agência — e seu impacto na adoção de tecnologias móveis voltadas para o autogerenciamento em saúde mental. A investigação desses aspectos promete enriquecer teoricamente o papel da esperança no comportamento do consumidor, além de fornecer *insights* práticos para a concepção e disseminação eficaz de soluções digitais de saúde mental (MacInnis & De Mello, 2005).

O sentimento de esperança se revela, portanto, como um aspecto fundamental da experiência humana, especialmente no enfrentamento de desafios. Enquanto construto psicológico, a esperança atua como uma força motivacional crucial, capaz de influenciar significativamente a resiliência e a adaptabilidade dos indivíduos diante da adversidade (Nearchou & Douglas, 2021). Esse papel é particularmente relevante no contexto atual, marcado por rápidos avanços tecnológicos, como os observados em aplicações de inteligência artificial (IA). A literatura sugere que a esperança pode ser um fator mediador e moderador decisivo na maneira como as pessoas abordam diferentes situações em suas vidas, inclusive para o cuidado da saúde mental (Akdeniz & Ahçı, 2023).

Nesse sentido, o uso de *chatbots* de IA para aconselhamento psicológico ilustra como a esperança pode moldar tanto a aceitação quanto a eficácia dessas tecnologias. Estudos apontam que a esperança facilita a abertura para novas soluções e melhora a aderência aos tratamentos oferecidos por meio de plataformas digitais (Bartholomew et al., 2015; Bartholomew, 2023). Conforme observado por Raile (2024), a aplicação de IA na saúde mental não só amplia o acesso ao suporte psicológico, mas também reforça a percepção de controle pessoal, essencial para a manutenção da esperança. Assim, a compreensão aprofundada da esperança no contexto das tecnologias emergentes oferece uma oportunidade valiosa para otimizar intervenções digitais e potencializar seus impactos positivos no bem-estar mental.

A pandemia acelerou a adoção de tecnologias digitais, especialmente na área da saúde mental, onde respostas emocionais como esperança e medo desempenharam papéis cruciais (Nehme & George, 2022). A esperança, em particular, pode ter sido um fator determinante para a abertura dos indivíduos à experimentação e aceitação de novas soluções tecnológicas. Indivíduos esperançosos tendem a acreditar que as inovações podem melhorar sua qualidade de vida e reduzir os impactos negativos da crise. Essa perspectiva otimista pode ter facilitado a adoção acelerada dessas ferramentas, considerando que a literatura aponta que a esperança está intrinsecamente ligada ao bem-estar psicológico e à resiliência (Nearchou & Douglas, 2021).

Além disso, a rápida transição para os serviços de teleconsulta ilustra como a esperança e a necessidade de continuidade dos cuidados de saúde

impulsionaram a aceitação dessas tecnologias. A necessidade de distanciamento social e o fardo esmagador sobre os sistemas de saúde provocaram essa mudança, forçando tanto os prestadores de cuidados quanto os pacientes a adotarem soluções de telessaúde. Pesquisas indicam que a aceitação da teleconsulta foi influenciada por fatores como a utilidade percebida e a facilidade de uso, que são componentes centrais do Modelo de Aceitação de Tecnologia (TAM) (Park & Kim, 2023). Além de ampliar o acesso aos cuidados, essa mudança atenuou desigualdades sociais significativas, oferecendo alternativas viáveis para populações rurais e economicamente desfavorecidas.

Ademais, MacInnis & De Mello (2005) exploram o papel da esperança no *marketing*, destacando como esse sentimento pode influenciar expectativas, julgamentos e escolhas dos consumidores. Eles propõem que a esperança atue como um fator moderador, afetando a relação entre o envolvimento do consumidor, suas expectativas e suas decisões. Essa perspectiva pode ser adaptada para compreender como a esperança influencia a aceitação de tecnologias na saúde mental, sugerindo que sentimentos positivos podem tornar os indivíduos mais receptivos a inovações.

Nesse cenário de crescente aceitação tecnológica impulsionada pela esperança, as Tecnologias de Informação e Comunicação (TIC) emergem como aliadas fundamentais. A utilização dessas tecnologias para a saúde é reconhecida como uma das áreas de maior crescimento atualmente (*World Health Organization*, 2024). Em especial, o Processamento de Linguagem Natural (PNL) e a Inteligência Artificial (IA) têm sido amplamente aplicados em diferentes contextos de saúde, conforme relatado por Wang et al. (2020). Os especialistas indicam que a saúde mental será um dos setores mais beneficiados por essas inovações, pois a IA possibilita uma maior proximidade entre os serviços oferecidos e os indivíduos, tornando o acesso aos cuidados de saúde mental mais eficiente e personalizado (Timakum et al., 2022).

A análise dos modelos existentes revela que, embora a esperança seja um construto promissor para explicar o comportamento humano, sua integração em modelos de aceitação de tecnologia, particularmente no âmbito do TAM, ainda é limitada. Ao incorporar a esperança como um fator central no TAM, este estudo propõe um avanço significativo na compreensão dos processos de aceitação tecnológica, especialmente no contexto da saúde mental. Essa abordagem inovadora oferece uma perspectiva mais completa sobre os determinantes emocionais envolvidos na adoção de novas tecnologias.

## **2.4 Desenvolvimento das Hipóteses da pesquisa**

Para a formulação do modelo principal (Figura 4) e o estudo dos efeitos de fatores externos sobre cada construto do TAM (Davis, 1989; Venkatesh, 2000; Venkatesh & Davis, 1996), o presente estudo considerou dezenove hipóteses principais, baseadas no referencial teórico apresentado, detalhadas a seguir. As hipóteses que envolvem a Teoria da Esperança (hipóteses H<sub>1</sub> até H<sub>4</sub>, que estão relacionadas aos construtos do TAM, e H<sub>5</sub> até H<sub>7</sub>, que se referem a fatores externos) investigam os efeitos das dimensões da esperança (caminhos, agência e metas), consideradas de forma agregada. No caso das hipóteses H<sub>1</sub> até H<sub>4</sub>, esses efeitos são analisados em relação aos construtos do TAM (Utilidade Percebida,

Facilidade de Uso Percebida, Atitude e Intenção). Além disso, foram formuladas três hipóteses adicionais ( $H_5$  até  $H_7$ ) para investigar o impacto da esperança sobre fatores externos ao modelo TAM, especificamente o Ajuste entre Tarefa e Tecnologia, a Autoeficácia e a Confiança.

$H_1$ : A Esperança no Aconselhamento terá um efeito direto e positivo sobre a Facilidade de Uso Percebida da Tecnologia de aconselhamento.

$H_2$ : A Esperança no Aconselhamento terá um efeito direto e positivo sobre a Utilidade Percebida da Tecnologia de aconselhamento.

$H_3$ : A Esperança no Aconselhamento terá um efeito direto e positivo sobre a Atitude em relação à Tecnologia de aconselhamento.

$H_4$ : A Esperança no Aconselhamento terá um efeito direto e positivo sobre a Intenção de utilizar Tecnologia de aconselhamento.

$H_5$ : A Esperança no Aconselhamento terá um efeito direto e positivo sobre o Ajuste entre Tarefa e Tecnologia de aconselhamento.

$H_6$ : A Esperança no Aconselhamento terá um efeito direto e positivo sobre a Autoeficácia em relação ao uso da Tecnologia de aconselhamento.

$H_7$ : A Esperança no Aconselhamento terá um efeito direto e positivo sobre a Confiança na Tecnologia de aconselhamento.

Com base no estudo de Becker (2016), Dishaw & Strong (1999) e na literatura sobre Ajuste Tarefa-Tecnologia (TTF), propõe-se uma justificativa para as Hipóteses  $H_8$  e  $H_9$ . Dishaw & Strong (1999) estabeleceram uma correlação positiva e significativa entre Ajuste Tarefa-Tecnologia e Facilidade de Uso Percebida (PEOU). Seus resultados indicam que a percepção de que a tecnologia se ajusta à tarefa facilita a interação do usuário com a tecnologia, tornando-a mais fácil de usar. Essa relação foi confirmada por Becker (2016), que também encontrou um efeito positivo e significativo do Ajuste Tarefa-Tecnologia sobre a Facilidade de Uso Percebida. A literatura (Venkatesh et al., 2003) também oferece suporte teórico para essa relação, argumentando que a tecnologia que se ajusta à tarefa é mais intuitiva e exige menos esforço cognitivo do usuário. Dessa forma, temos:

$H_8$ : O Ajuste entre Tarefa de aconselhamento e Tecnologia de inteligência artificial terá um efeito direto e positivo sobre a Facilidade de Uso Percebida no uso de *chatbot*.

$H_9$ : O Ajuste entre Tarefa de aconselhamento e Tecnologia de inteligência artificial terá um efeito direto e positivo sobre a Utilidade Percebida no uso de *chatbot*.

Com base no estudo de Venkatesh & Davis (1996), Becker (2016) e na literatura sobre autoeficácia, propõe-se uma justificativa para as Hipóteses  $H_{10}$ ,  $H_{11}$  e  $H_{12}$ . Venkatesh & Davis (1996) estabeleceram uma correlação positiva e

significativa entre autoeficácia e Facilidade de Uso Percebida. Seus resultados indicam que indivíduos com maior crença em suas próprias habilidades para usar tecnologia tendem a perceber sistemas como sendo mais fáceis de utilizar, pois se sentem mais confortáveis e confiantes ao interagir com novas ferramentas tecnológicas. Assim, temos:

H<sub>10</sub>: A Autoeficácia do usuário de inteligência artificial terá um efeito direto e positivo sobre a Facilidade de Uso Percebida no uso de *chatbot* para aconselhamento.

H<sub>11</sub>: A Autoeficácia do usuário de inteligência artificial terá um efeito direto e positivo sobre a Utilidade Percebida do uso de *chatbot* para aconselhamento.

H<sub>12</sub>: A Autoeficácia do usuário de inteligência artificial terá um efeito direto e positivo sobre a Atitude no uso de *chatbot* para aconselhamento.

Peixoto et al. (2022) indicam que a confiança em uma tecnologia influencia positivamente a utilidade percebida. Quando os usuários confiam na tecnologia, eles tendem a acreditar que ela é útil e eficaz para realizar suas tarefas. Essa relação é consistente com a teoria da confiança, que argumenta que a confiança em um objeto ou sistema leva à percepção de seus benefícios e valor. Lee (2005) argumenta que a confiança influencia a atitude em relação a uma tecnologia. Quando os usuários confiam na tecnologia, eles tendem a desenvolver uma atitude positiva em relação a ela. Com base na literatura sobre confiança em tecnologia, propõem-se as hipóteses H<sub>13</sub> e H<sub>14</sub>:

H<sub>13</sub>: A Confiança na inteligência artificial terá um efeito direto e positivo sobre a Utilidade Percebida no uso de *chatbot* para aconselhamento.

H<sub>14</sub>: A Confiança na inteligência artificial terá um efeito direto e positivo sobre a Atitude no uso de *chatbot* para aconselhamento.

As hipóteses H<sub>15</sub> até H<sub>19</sub> replicam as relações examinadas pelo modelo TAM de Davis (1989) e confirmada pela teoria do comportamento planejado (Ajzen, 1991), que argumenta que a atitude é um determinante importante da intenção de uso e do uso real da tecnologia. Também foi adicionada a relação entre Facilidade de Uso sobre a Utilidade percebida, além da relação entre Utilidade Percebida e Intenção comportamental, conforme confirmado pela literatura (Ferreira et al., 2014; Ammenwerth, 2019).

H<sub>15</sub>: A Facilidade de Uso Percebida de *chatbot* de inteligência artificial terá um efeito direto e positivo sobre a Atitude no uso para aconselhamento.

H<sub>16</sub>: A Facilidade de Uso Percebida de *chatbot* de inteligência artificial terá um efeito direto e positivo sobre a Utilidade Percebida de seu uso para aconselhamento.

H<sub>17</sub>: A Utilidade Percebida no uso de *chatbot* de inteligência artificial terá um efeito direto e positivo sobre a Atitude de seu uso para aconselhamento.

H<sub>18</sub>: A Utilidade Percebida no uso de *chatbot* de inteligência artificial terá um efeito direto e positivo sobre a Intenção de seu uso para aconselhamento.

H<sub>19</sub>: A Atitude no uso de *chatbot* de inteligência artificial terá um efeito direto e positivo sobre a Intenção de seu uso para aconselhamento.

## 2.5 Modelo Conceitual proposto

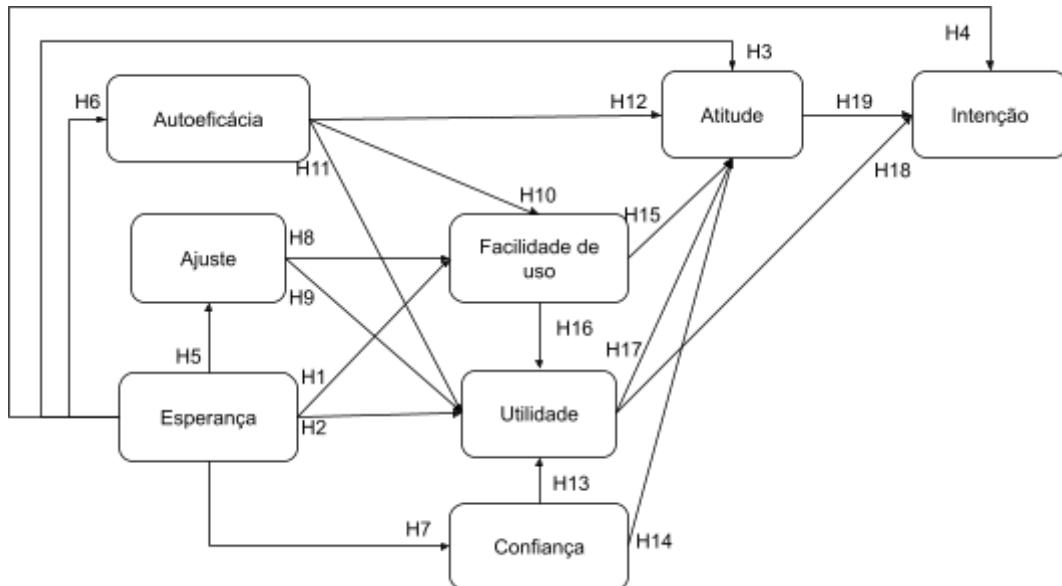


Figura 4: Modelo #1

Quadro 1: Síntese das hipóteses

	Síntese das hipóteses
H1	A Esperança no Aconselhamento terá um efeito direto e positivo sobre a Facilidade de Uso Percebida da Tecnologia de aconselhamento.
H2	A Esperança no Aconselhamento terá um efeito direto e positivo sobre a Utilidade Percebida da Tecnologia de aconselhamento.
H3	A Esperança no Aconselhamento terá um efeito direto e positivo sobre a Atitude em relação à Tecnologia de aconselhamento.
H4	A Esperança no Aconselhamento terá um efeito direto e positivo sobre a Intenção de utilizar Tecnologia de aconselhamento.
H5	A Esperança no Aconselhamento terá um efeito direto e positivo sobre o Ajuste entre Tarefa e Tecnologia de aconselhamento.
H6	A Esperança no Aconselhamento terá um efeito direto e positivo sobre a Autoeficácia em relação ao uso da Tecnologia de aconselhamento.
H7	A Esperança no Aconselhamento terá um efeito direto e positivo sobre a

	Confiança na Tecnologia de aconselhamento.
H8	O Ajuste entre Tarefa de aconselhamento e Tecnologia de inteligência artificial terá um efeito direto e positivo sobre a Facilidade de Uso Percebida no uso de <i>chatbot</i> .
H9	O Ajuste entre Tarefa de aconselhamento e Tecnologia de inteligência artificial terá um efeito direto e positivo sobre a Utilidade Percebida no uso de <i>chatbot</i> .
H10	A Autoeficácia do usuário de inteligência artificial terá um efeito direto e positivo sobre a Facilidade de Uso Percebida no uso de <i>chatbot</i> para aconselhamento.
H11	A Autoeficácia do usuário de inteligência artificial terá um efeito direto e positivo sobre a Utilidade Percebida do uso de <i>chatbot</i> para aconselhamento.
H12	A Autoeficácia do usuário de inteligência artificial terá um efeito direto e positivo sobre a Atitude no uso de <i>chatbot</i> para aconselhamento.
H13	A Confiança na inteligência artificial terá um efeito direto e positivo sobre a Utilidade Percebida no uso de <i>chatbot</i> para aconselhamento.
H14	A Confiança na inteligência artificial terá um efeito direto e positivo sobre a Atitude no uso de <i>chatbot</i> para aconselhamento.
H15	A Facilidade de Uso Percebida de <i>chatbot</i> de inteligência artificial terá um efeito direto e positivo sobre a Atitude no uso para aconselhamento.
H16	A Facilidade de Uso Percebida de <i>chatbot</i> de inteligência artificial terá um efeito direto e positivo sobre a Utilidade Percebida de seu uso para aconselhamento.
H17	A Utilidade Percebida no uso de <i>chatbot</i> de inteligência artificial terá um efeito direto e positivo sobre a Atitude de seu uso para aconselhamento.
H18	A Utilidade Percebida no uso de <i>chatbot</i> de inteligência artificial terá um efeito direto e positivo sobre a Intenção de seu uso para aconselhamento.
H19	A Atitude no uso de <i>chatbot</i> de inteligência artificial terá um efeito direto e positivo sobre a Intenção de seu uso para aconselhamento.

Fonte: Autoria própria.

### **3 Metodologia**

Neste capítulo, exploraremos a metodologia da pesquisa, incluindo a definição do tipo de pesquisa, os procedimentos de coleta de dados, a seleção da população, o método de amostragem, os passos para a elaboração da pesquisa e os métodos utilizados na análise dos dados. Também abordaremos as limitações decorrentes da metodologia empregada.

#### **3.1 Seleção da Literatura**

A revisão de literatura foi realizada com o objetivo de identificar os principais modelos teóricos e as pesquisas mais relevantes para o estudo da aceitação de chatbots de IA em saúde mental. As explorações iniciais foram conduzidas nas bases de dados Scopus e Web of Science, abrangendo o período de 2018 a 2024. Durante esse processo, foram também incorporados artigos seminais relevantes ao tema, mesmo que com datas anteriores ao período selecionado.

A seleção dos artigos foi baseada nas palavras-chave definidas para o estudo, e na Tabela 1 são apresentadas as palavras-chave utilizadas e a quantidade de artigos encontrados. Além disso, a escolha dos periódicos foi criteriosamente feita a partir da classificação do JCR (Journal Citation Report), com fator de impacto maior ou igual a 1, e nos periódicos nacionais classificados pelo Qualis nas categorias A1, A2, B1 e B2.

**Tabela 1 – Quantidade de Artigos Selecionados**

Fase	Palavra-chave	Qtd artigos
1	"technology acceptance model" AND "mobile mental health"	65
2	"technology acceptance model" AND "hope theory"	42
3	“chatbot” AND “mental health”	191
4	“trust” AND “mental health app”	15
Total		313

Fonte: elaboração própria

Observou-se um crescimento significativo na quantidade de artigos sobre mobile mental health (m-mental health) entre 2018 e 2024, um reflexo do impacto da pandemia de COVID-19. Esses resultados corroboram a premissa de que o

tema da adoção de aplicativos de saúde mental para dispositivos móveis é emergente, com lacunas de pesquisa ainda a serem exploradas.

### **3.2 Tipo de pesquisa**

Com o objetivo de realizar o teste das hipóteses formuladas para o estudo foi realizada uma *cross-sectional survey*, com uma amostra não probabilística da população de interesse. Muitos dos estudos sobre aceitação de tecnologia por consumidores utilizam esta mesma forma de pesquisa (Becker, 2016; Kim et al., 2016; Peixoto et al., 2022), com questionários estruturados sendo apresentados a consumidores em um único momento no tempo.

Kurtz et al. (2015), aplicaram questionários somente após permitir ao consumidor um breve contato com a tecnologia que será estudada. Desta forma, o consumidor teria conhecido a tecnologia em primeira mão e, portanto, estaria mais apto a formar avaliações cognitivas sobre suas funcionalidades, além de ser capaz de experimentar sentimentos próprios com relação à tecnologia em questão e seu uso, com a intenção de avaliar a influência do tipo de tarefa, hedônica ou utilitária, na atitude e na intenção de adoção do consumidor. Uma vez que é importante que o consumidor experimente a tecnologia que deve avaliar por meio de suas respostas ao instrumento de pesquisa, os questionários foram aplicados somente após o consumidor experimentar em primeira mão a nova tecnologia escolhida como exemplo de inovação para o estudo (*Mental Health - GPT*).

A pesquisa foi realizada por meio de questionários auto-administrados (Gado et al., 2021; Bartholomew et al., 2015). Antes de receber o questionário, todos os respondentes foram convidados a interagir com a tecnologia com um roteiro introduzindo a interação com a tecnologia escolhida (*screenshots* da interação também foram disponibilizadas para respondentes que não desejassesem interagir com a tecnologia, mas ainda assim gostariam de conhecê-la e compartilhar suas percepções), receberam um *link* e tiveram algumas instruções para experimentar a tecnologia e que depois interagem livremente. A decisão de utilizar o roteiro teve como objetivo padronizar a experiência de interação e garantir um nível de interação mínimo antes do questionário ser auto administrado.

### **3.3 Operacionalização das variáveis**

Para mensurar a esperança no contexto do aconselhamento por *chatbot* de IA, utilizamos a Escala de Esperança na Mudança por Meio de Aconselhamento (HCCS), composta por dezenove itens, adaptada de Bartholomew (2023). A HCCS demonstrou alta consistência interna ( $\alpha = 0,96$ ) no estudo original, indicando sua confiabilidade para mensurar a esperança de mudança no contexto do aconselhamento psicoterapêutico (Bartholomew, 2023). A adaptação considerou o contexto específico de aconselhamento automatizado por *chatbot* de IA, ajustando os itens para refletir essa realidade.

Para operacionalizar a variável de Ajuste Percebido entre Tarefa e Tecnologia, utilizamos uma escala adaptada de Jarupathirun & Zahedi (2007),

composta por 8 itens. Essa escala foi originalmente desenvolvida para avaliar a adequação entre tarefas específicas e a tecnologia utilizada, sendo ajustada para refletir o contexto de uso de *chatbots* de IA para aconselhamento em saúde mental.

O construto de Confiança foi mensurado com uma escala de 5 itens, adaptada de Van Velsen et al. (2017). Essa escala, inicialmente desenvolvida para avaliar a confiança em portais de telemedicina, foi ajustada para capturar a confiança percebida pelos usuários em *chatbots* de IA voltados para aconselhamento psicológico.

As escalas adaptadas para medir Utilidade Percebida e Facilidade de Uso Percebida foram baseadas no trabalho de Huang (2010). A escala de Utilidade Percebida possui 5 itens, enquanto a de Facilidade de Uso Percebida é composta por 4 itens. Ambas as escalas foram ajustadas para avaliar a percepção dos usuários sobre a eficácia e a facilidade de utilização dos *chatbots* de IA no contexto da saúde mental.

Para mensurar a Atitude dos usuários em relação ao uso de *chatbots* para aconselhamento, utilizamos uma escala de 3 itens, adaptada de Lee (2005). Já a Intenção Comportamental foi avaliada com uma escala de 3 itens, adaptada de Khalifa & Shen (2008). Essas adaptações buscaram capturar de forma precisa a predisposição dos usuários para adotar aconselhamentos realizados por *chatbots* de IA.

A fim de validar as adaptações realizadas nas escalas, aplicou-se a técnica estatística de Análise Fatorial Confirmatória (CFA) para garantir sua confiabilidade e validade. A CFA permitirá avaliar se os dados coletados se ajustam ao modelo teórico proposto, assegurando que os itens medem adequadamente os construtos definidos.

O questionário completo é composto por 52 itens (além de 7 perguntas filtro/demográficas) a serem respondidos em uma escala Likert de 5 pontos, variando de 1 (discordo totalmente) a 5 (concordo totalmente), conforme apresentado no Apêndice A. Para mensurar os 8 construtos do modelo e testar as dezenove hipóteses da pesquisa, o questionário foi organizado da seguinte forma:

- Esperança na Mudança por Meio de Aconselhamento (19 itens, adaptada de Bartholomew, 2023);
- Autoeficácia (escala de 5 itens, adaptada de Jarupathirun e Zahedi, 2007);
- Ajuste Percebido entre Tarefa e Tecnologia (8 itens, adaptada de Jarupathirun & Zahedi, 2007);
- Confiança (5 itens, adaptada de Van Velsen et al., 2017);
- Utilidade Percebida (5 itens, adaptada de Huang, 2010);
- Facilidade de Uso Percebida (4 itens, adaptada de Huang, 2010);
- Atitude (3 itens, adaptada de Lee, 2005);
- Intenção Comportamental (3 itens, adaptada de Khalifa & Shen, 2008).

Essa estrutura busca capturar de forma abrangente as percepções, atitudes e intenções dos usuários em relação ao uso de *chatbots* de IA para aconselhamento psicológico, permitindo testar as hipóteses propostas com rigor metodológico.

### 3.3.1

#### Definição operacional das variáveis

O Quadro 2 apresenta a definição detalhada das escalas utilizadas para a medição de cada construto, assim como os ítems do questionário correspondentes a cada escala (apêndice A).

Quadro 2 - Escalas e medidas operacionais para cada variável do instrumento de pesquisa

<b>Construto</b>	<b>Tipo de escala e medidas operacionais</b>
Esperança no aconselhamento (HOPE)	Escala Likert de 5 pontos, adaptação para português da escala HCCS de Bartholomew, 2023. Apêndice A: Itens 1 a 19 (19 ítems).
Ajuste Percebido entre Tarefa e Tecnologia (TTF)	Escala Likert de 5 pontos, adaptação de Jarupathirun & Zahedi, 2007. Apêndice A: Itens 20 a 27 (8 ítems)
Autoeficácia (SEY)	Escala Likert de 5 pontos, adaptação de Jarupathirun & Zahedi, 2007 Apêndice A: Itens 28 a 32 (5 ítems)
Confiança (TRUST)	Escala Likert de 5 pontos, adaptação de Van Velsen et al., 2017. Apêndice A: Itens 33 a 37 (5 ítems).
Utilidade Percebida (PUB)	Escala Likert de 5 pontos, adaptação de Huang, 2010. Apêndice A: Itens 38 a 42 (5 ítems)
Facilidade de Uso Percebida (PEOU)	Escala Likert de 5 pontos, adaptação de adaptada de Huang, 2010. Apêndice A: Itens 43 a 46 (4 ítems)
Atitude (ATT)	Escala Likert de 5 pontos, adaptação de Lee, 2005. Apêndice A: Itens 47 a 49 (3 ítems)
Intenção Comportamental (BI)	Escala Likert de 5 pontos, adaptação de Khalifa & Shen, 2008. Apêndice A: Itens 50 a 52 (3 ítems)

Fonte: Autoria própria

Variáveis demográficas, como idade e gênero, têm sido associadas à aceitação da tecnologia pelas pessoas (Torous et al., 2020; Zhong et al., 2021, Park & Kim, 2023), foram utilizadas para caracterizar a amostra.

### **3.3.2**

#### **Procedimentos de tradução e adaptação das escalas utilizadas**

Com exceção da escala Esperança no Aconselhamento (HOPE), todas as outras escalas utilizadas neste estudo, que foram originalmente elaboradas para a língua inglesa, já haviam sido traduzidas e validadas para o português (Peixoto et al., 2022). Desta forma, para que fosse possível usar todas essas escalas com consumidores brasileiros, era necessária a realização da tradução e adaptação da escala para a língua portuguesa. Na etapa inicial da tradução, cada um dos itens originais, de cada escala, foi traduzido independentemente por um tradutor profissional e revisado por especialista no tema. Uma nova versão da escala foi adaptada em português e foi traduzida para inglês por um tradutor profissional e revisada por especialista no tema. As duas versões foram comparadas para verificar se o entendimento de cada ítem não sofreu alteração de sentido.

### **3.3.3**

#### **Pré-teste do instrumento de pesquisa**

Após constatar que as traduções estavam adequadas, os itens traduzidos foram incorporados ao questionário de pesquisa. Em seguida, o questionário foi testado em um pequeno grupo da população alvo para verificar se as perguntas estavam claras e compreensíveis. Os participantes foram orientados a registrar quaisquer dúvidas ou dificuldades que encontrassem ao responder o questionário, e também foram incentivados a dar sugestões para melhorar a apresentação e as instruções do questionário.

Os resultados obtidos com esse pré-teste inicial serviram para refinar o questionário e elaborar uma nova versão. A versão inicial contou com a participação de 14 respondentes e a versão final com 8 respondentes, somando 22 respondentes da população de interesse, onde foi verificado se algum último ajuste era necessário, tanto na tradução quanto na apresentação do questionário. Com os resultados deste segundo pré-teste foi identificado que não haveria mais necessidade de alteração.

### **3.4**

#### **População e amostra**

A população estudada foi a de brasileiros maiores de 18 anos alfabetizados e que dispunham de acesso à internet.

Foi realizada uma amostragem não probabilística por conveniência, uma vez que não é possível conhecer nem conseguir acesso a todos os brasileiros adultos residentes do Brasil, o que seria necessário para uma seleção aleatória correta. Hair et al (2019) destacam que, em amostras não probabilísticas, a chance de seleção de um elemento da população é desconhecida. Em amostras por conveniência, a seleção dos elementos da amostra é feita entre os indivíduos que estão mais disponíveis para participar no estudo e que sejam capazes de fornecer as informações requeridas. Hair et al (2019) recomendam que, para a utilização de modelagem de equações estruturais, o número de observações exceda o número de covariâncias somado ao de variâncias da matriz de entrada dos dados,

calculado por  $N*(N+1)/2$  (com N sendo o número de variáveis observáveis no modelo explicativo), não devendo ser inferior ao número mínimo de 200 observações.

A amostra final foi composta por 310 respondentes. A maioria (89%) residia na região Sudeste do Brasil, o que revela uma concentração geográfica significativa. Essa predominância pode estar associada à rede de contatos da pesquisadora e aos canais utilizados para divulgação do estudo, que refletiram maior alcance nesta região. Ainda que a amostragem por conveniência seja apropriada em estudos exploratórios, essa concentração regional deve ser considerada ao interpretar os resultados.

### **3.5 Coleta de dados**

Considerando a relevância da questão ética na pesquisa no contexto científico contemporâneo e de acordo com os princípios e valores estabelecidos no Marco Referencial da PUC-Rio, este projeto de pesquisa será enviado à Câmara de Ética em Pesquisa, para que a mesma possa avaliar e emitir parecer, sobre os aspectos éticos dos projetos de pesquisa. Seguindo os procedimentos de avaliação e acompanhamento de aspectos éticos dos projetos, foram enviados com pelo menos 15 dias de antecedência da realização da coleta de dados: o protocolo de pesquisa/projeto de pesquisa, com o instrumento a ser usado (questionário - apêndice B) e o Termo de Consentimento Livre e Esclarecido.

Indivíduos com idade a partir de 18 anos foram apresentados ao objetivo do estudo e solicitados a preencher um questionário escrito em português. Os participantes foram informados de que a pesquisa é voluntária e anônima.

A estrutura do questionário se inicia com duas perguntas acerca da experiência prévia em utilizar ferramentas de inteligência artificial (como o ChatGPT) e cinco sobre experiência prévia em acesso a serviços de saúde mental, como terapia e acompanhamento psicológico.

Em seguida, usando um *smartphone*, um computador pessoal (PC) ou um tablet PC, os participantes foram convidados a participar de uma atividade prática (conforme descrito no apêndice A) com objetivo de explorar a interação com tecnologias de inteligência artificial (IA), como o ChatGPT, para o apoio à saúde mental.

Para essa atividade, foi escolhida uma versão especializada, chamada *Mental Health GPT*, desenvolvida especificamente para abordar temas relacionados ao bem-estar emocional e à saúde mental de forma acessível. Esta ferramenta foi escolhida para a atividade prática por ser adequada dentro do contexto da pesquisa, ao reunir características que representam avanços nas tecnologias de IA voltadas à saúde mental. Caso o participante não se sinta confortável em interagir diretamente com o *chatbot*, foi disponibilizada a possibilidade de visualizar *prints* de uma interação como alternativa.

Para garantir a coleta de dados de forma eficiente e padronizada, foi solicitado que o participante seguisse um roteiro de perguntas conforme descrito no anexo A. Após a interação com o *Mental Health GPT*, foram apresentados os itens dos construtos detalhados na seção 3.1. Ao final do questionário sete questões relativas a variáveis demográficas foram solicitadas.

### **3.5.1**

#### **Instrumento da coleta de dados**

Conforme especificado anteriormente, o instrumento de pesquisa foi composto por 54 itens, com 19 deles sendo referentes aos dois fatores da Escala de Esperança na Mudança por Aconselhamento adaptado para o aconselhamento por inteligência artificial, 8 para Ajuste entre Tarefa e Tecnologia, 5 para Confiança e os 15 restantes divididos entre os construtos presentes no TAM. Além destes itens, ao final do questionário, existiam 7 itens para medir variáveis demográficas dos respondentes.

Sobre a estrutura do questionário, este se inicia com as perguntas sobre a experiência prévia da pessoa com relação à tecnologia *chatbot* de IA e à terapia. Após utilizar a nova tecnologia em primeira mão seguem-se os itens relativos aos construtos Esperança no Aconselhamento, Confiança, Ajuste entre Tarefa-Tecnologia, Utilidade Percebida, Facilidade de Uso Percebida. Por fim, são apresentados os itens sobre Atitude com relação à adoção da tecnologia e Intenção de adoção da tecnologia, seguidos pelas variáveis demográficas ao final do questionário.

### **3.5.2**

#### **Escolha da tecnologia**

A escolha da tecnologia a ser avaliada pelos consumidores foi uma decisão crucial para o estudo. É importante frisar que o objetivo deste estudo é avaliar inovações como um todo, e não um produto específico. No entanto, como a pesquisa está limitada à experiência com um único produto, a tecnologia escolhida deveria representar uma novidade para os respondentes, servindo como exemplo de inovação.

Foi realizada a escolha do *chatbot* para aconselhamento chamado *Mental Health GPT* (Saúde Mental GPT), personalizado por awarestudios.co e disponível na GPT Store da empresa OpenAI, como tecnologia a ser avaliada pelos respondentes. O ChatGPT, *chatbot* com tecnologia IA – um *software* programado para simular a conversa humana – foi disponibilizado ao público em 30 de novembro de 2022 no site da OpenAI. No primeiro semestre de 2024, a plataforma lançou uma loja de versões personalizadas. A Mental Health GPT é uma das versões personalizadas disponíveis na loja GPTs, e está descrita como “Um companheiro compassivo para suporte à saúde mental e exercícios de atenção plena.” (tradução livre) e, os usuários podem se inscrever e testá-lo gratuitamente.

### **3.5.3**

#### **A coleta de dados**

Todos os dados da pesquisa foram colhidos por meio de questionário online. O questionário foi inserido na plataforma Forms (Google) de pesquisas online, sendo gerados *links* para acesso via internet. Feito isso, o questionário foi enviado por meio de *link* disponibilizado via WhatsApp, *e-mail*, Messenger do LinkedIn e Direct Message do Instagram para a população de interesse. Todos os questionários foram auto administrados e respondidos de forma online.

O questionário foi disponibilizado nos meses de dezembro de 2024 a fevereiro de 2025. A participação foi voluntária e confidencial. Foi enviado aos participantes um e-mail convite explicando o objetivo da pesquisa, um *link* para o questionário e instruções para o preenchimento. Um texto de apresentação foi utilizado nos convites realizados via mensagens nas plataformas do LinkedIn, Whatsapp, *e-mail* e Instagram.

Antes de responderem ao questionário, os participantes foram convidados a interagir com o Mental Health GPT, uma versão personalizada do ChatGPT voltada à promoção do bem-estar emocional, conforme detalhado no Apêndice B. O acesso à ferramenta ocorreu por meio de um *link* disponibilizado diretamente na plataforma de coleta de dados, sendo possível utilizar dispositivos como smartphone, tablet ou computador pessoal. Para padronizar a experiência entre os participantes, foi proposto um roteiro estruturado de cinco interações com o *chatbot*, descrito no Apêndice B, simulando uma conversa com um terapeuta de abordagem cognitivo-comportamental.

O roteiro teve início com o participante solicitando ao chatbot: “Você poderia conversar comigo de forma que eu sinta que estou falando com um terapeuta cognitivo-comportamental? Gostaria de falar sobre minha ansiedade no trabalho.” Após a leitura da resposta do chatbot, o participante seguia com a segunda interação: “Me sinto constantemente cobrado, principalmente quando o final do ano se aproxima.” Em seguida, lia a nova resposta e continuava com: “Não sei exatamente quais são os pensamentos que tenho quando me sinto cobrado.”, prosseguindo com a quarta interação: “Me sinto enjoado quando tenho que falar com algum superior.” Por fim, a conversa era encerrada com: “Vou tentar observar melhor na próxima vez que me sentir assim, e venho te contar.”.

Essa sequência foi projetada para garantir uma experiência mínima comum de engajamento com a tecnologia e permitir a observação de sua linguagem, abordagem e capacidade de resposta a questões emocionais. Caso o participante não se sentisse confortável para interagir diretamente com o chatbot, foi oferecida a alternativa de visualizar capturas de tela de uma interação simulada, garantindo uma compreensão básica da experiência. Apenas após essa etapa prática é que os participantes prosseguem para o preenchimento do questionário principal, composto pelos itens dos construtos investigados na pesquisa.

### **3.6 Análise de dados**

Os dados resultantes da aplicação do instrumento de pesquisa foram transcritos para processamento estatístico em bases de dados SPSS. Para as análises estatísticas univariadas e multivariadas dos dados obtidos, foram utilizados os softwares SPSS (versão 23) e AMOS (versão 26).

O primeiro passo da análise dos dados foi uma análise descritiva das variáveis demográficas presentes no questionário, como forma de caracterizar a amostra estudada e eliminar respondentes que não se encaixassem no perfil desejado (não foram excluídos nenhum respondente neste processo). Foi realizada também a limpeza dos dados por meio da detecção de possíveis valores errôneos ou ausentes que porventura possam ter ocorrido, não foram constatados registros que possuiam valores ausentes. Desta forma, a base de dados final, com 310 respostas, não possuía nenhum valor ausente ou respondente com idade abaixo de

18 anos.

Os resultados da pesquisa foram transpostos para processamento estatístico em base SPSS. O uso dos softwares SPSS e AMOS justifica-se pelo intuito de obter as análises univariadas e multivariadas dos dados obtidos. Foi efetuada uma limpeza dos dados para verificar a existência de possíveis valores errôneos ou ausentes, que poderiam ter ocorrido durante o preenchimento da pesquisa. Não foram encontrados valores errôneos nos itens pertencentes às escalas de mensuração.

### **3.6.1 Validade e confiabilidade**

Para estimar o modelo de mensuração e avaliar as propriedades dos construtos presentes no instrumento de pesquisa — especialmente quanto à unidimensionalidade, confiabilidade e validade — foi realizada uma análise fatorial confirmatória (CFA) com os dados obtidos.

A confiabilidade dos construtos foi avaliada por meio do Alfa de Cronbach e da Confiabilidade Composta. Valores superiores a 0,8 são considerados adequados, enquanto valores acima de 0,7 são aceitáveis (Ferreira et al., 2014).

A validade convergente foi verificada por meio das cargas fatoriais dos itens e da Variância Extraída Média (*Average Variance Extracted – AVE*). De acordo com Hair et al. (2019), cargas fatoriais superiores a 0,5 e AVE igual ou superior a 0,5 indicam validade convergente adequada.

A validade discriminante foi avaliada por meio do teste de diferença do qui-quadrado ( $\chi^2$ ), conforme proposto por Bagozzi & Yi (1988), utilizando a estimação por máxima verossimilhança (*Maximum Likelihood*). Esse procedimento consiste na comparação entre dois modelos: um no qual os construtos são livremente correlacionados e outro em que a correlação entre os pares de construtos é fixada em 1. Diferenças estatisticamente significativas entre os valores de  $\chi^2$  dos modelos indicam que os construtos são discriminantes entre si, evidenciando validade discriminante.

Esses critérios foram seguidos conforme recomendado por Ferreira et al. (2014), Matthes & Ball (2019) e Hair et al. (2019), garantindo a consistência e a validade das medidas utilizadas no estudo.

### **3.6.2 Análises Estatísticas**

A análise das dezenove hipóteses deste estudo foi realizada por meio da modelagem de equações estruturais (SEM), utilizando o software AMOS 26.0. Essa abordagem foi escolhida por permitir a estimativa simultânea das relações entre múltiplas variáveis independentes e dependentes, sendo apropriada para investigar as questões propostas. Além disso, a SEM possibilita testar as propriedades de mensuração dos construtos latentes representados pelas variáveis observáveis no modelo, conforme recomendado por Hair et al. (2019).

Para operacionalizar o modelo conceitual e examinar as relações entre os construtos, seguiu-se a abordagem de dois estágios. No primeiro, realizou-se uma Análise Fatorial Confirmatória (CFA) para verificar se cada escala utilizada media exclusivamente o construto ao qual estava associada. Durante essa etapa, o

modelo foi refinado com a remoção de itens que apresentavam baixa confiabilidade ou elevados cross-loadings entre construtos. Como resultado, dos 52 itens iniciais, 49 foram mantidos na versão final do modelo. Com o modelo de mensuração ajustado, procedeu-se à estimativa do modelo de equações estruturais para testar as hipóteses da pesquisa.

A avaliação do ajuste dos modelos de CFA e SEM considerou os índices Tucker-Lewis Index (TLI), *Comparative Fit Index* (CFI), *Root Mean Squared Error of Approximation* (RMSEA) e a estatística qui-quadrado com seus respectivos graus de liberdade. Com exceção da estatística qui-quadrada, todos esses índices são relativamente independentes do tamanho da amostra, variando de 0 a 1, o que facilita a interpretação. A estimativa dos parâmetros foi realizada pelo método de Máxima Verossimilhança (ML), que se mostra apropriado para a amostra utilizada.

Com relação ao tamanho da amostra, o estudo contou com 300 respondentes, quantidade considerada adequada para a modelagem de equações estruturais com base nas diretrizes de Hair et al. (2019). Esses autores recomendam amostras mínimas de 150 respondentes para modelos com até sete construtos e comunidades modestas, sendo que amostras com 300 respondentes são indicadas quando há a possibilidade de comunidades mais baixas ou construtos sub identificados. No presente estudo, o modelo possui sete construtos, cada um com pelo menos três indicadores, o que reforça a adequação do tamanho da amostra. Além disso, apesar da violação da premissa de normalidade multivariada dos dados, o método de Máxima Verossimilhança (ML) foi mantido como técnica de estimação devido à robustez que apresenta nessas condições.

Dessa forma, considera-se que a amostra utilizada é suficiente para garantir a estabilidade das estimativas e a robustez da análise, assegurando a confiabilidade dos resultados obtidos com a modelagem de equações estruturais. A utilização de SEM permitiu avaliar de forma integrada os efeitos dos construtos do modelo proposto, minimizando possíveis distorções que poderiam surgir na análise separada das variáveis. Assim, a escolha dessa técnica se mostra justificada frente aos objetivos da pesquisa e às características dos dados coletados.

### **3.6.3**

#### **Limitações do método**

##### **3.6.3.1**

###### **Limitações relacionadas ao critério de amostragem**

A delimitação do universo amostral e a utilização de uma amostragem por conveniência, restrita a adultos brasileiros alfabetizados com acesso à internet, comprometem a representatividade dos resultados, mesmo que a população de interesse tenha sido definida como adultos com essas características. Além disso, pode haver um viés de locus, decorrente do fato de todos os respondentes estarem inseridos no mesmo contexto nacional (Brasil).

No entanto, como o propósito principal desta pesquisa é testar a estrutura de relações proposta entre as variáveis — e não necessariamente garantir a validade externa dos resultados — a representatividade da amostra não constitui

uma limitação crítica. Em estudos que buscam compreender as relações entre construtos, é até desejável que a amostra seja relativamente homogênea, evitando efeitos moderadores inesperados que poderiam dificultar a interpretação dos resultados. Essa foi, inclusive, a principal razão para a decisão de coletar dados apenas de adultos brasileiros alfabetizados com acesso à internet. Ademais, é importante considerar a possibilidade de viés de autosseleção. Indivíduos mais familiarizados com tecnologia, mais interessados em saúde mental ou mais disponíveis para responder a questionários online podem ter sido desproporcionalmente representados na amostra. Esse tipo de viés compromete a diversidade do perfil de respondentes, influenciando a composição da amostra e limitando a extração dos resultados para o conjunto mais amplo da população adulta brasileira com acesso à internet.

Além disso, observou-se uma concentração geográfica relevante: 89% dos participantes pertencem à região Sudeste do Brasil, o que pode indicar um viés regional. Essa delimitação reduz a diversidade sociocultural e econômica da amostra, limitando a generalização dos achados para outras regiões do país. Apesar disso, em pesquisas que visam testar modelos teóricos, como é o caso da presente investigação, a homogeneidade relativa da amostra pode contribuir para reduzir ruídos e variações contextuais que dificultariam a identificação dos efeitos principais entre os construtos analisados.

### **3.6.3.2. Limitações decorrentes da coleta de dados**

Uma limitação importante dos procedimentos de coleta de dados adotados neste estudo foi o tempo restrito disponível para que os participantes pudessem avaliar a tecnologia apresentada. Devido às limitações da versão de teste do *Mental Health GPT*, os respondentes foram orientados a seguir um roteiro específico, o que reduziu o tempo de uso da tecnologia para cerca de três minutos por participante. Embora esse período possa ser considerado adequado para um primeiro contato e para explorar funcionalidades básicas, acredita-se que uma avaliação mais profunda — tanto cognitiva quanto emocional — poderia ter sido alcançada caso os participantes tivessem mais tempo para experimentar a tecnologia, especialmente em uma versão paga sem restrições.

Ainda que o roteiro de interação tenha buscado garantir uma experiência mínima comum, a limitação temporal — com interações que duravam, em média, cerca de três minutos — restringe a imersão dos participantes na experiência com a tecnologia. Tal restrição reduz a oportunidade de desenvolver impressões mais profundas ou de identificar nuances do funcionamento do chatbot, como suas limitações e consistência ao longo de interações prolongadas. Em consequência, a avaliação feita pelos respondentes pode ter se baseado mais em percepções iniciais e menos em aspectos funcionais de longo prazo.

Além disso, o questionário foi aplicado online, sem interação direta com o pesquisador, o que pode ter limitado a compreensão de algumas questões por parte dos respondentes. Essa limitação envolve a impossibilidade de esclarecer dúvidas pontuais durante o preenchimento, o que pode ter influenciado as respostas. Outro ponto a ser considerado é que não há como garantir que o questionário tenha sido respondido de forma totalmente independente, sem ajuda de terceiros.

O tipo de amostragem adotado representa outra limitação metodológica significativa. Foi utilizada uma amostragem não probabilística por conveniência, o que restringe a possibilidade de generalizar os resultados para a população mais ampla. Embora essa técnica seja comumente utilizada em pesquisas exploratórias e com foco em testar relações propostas entre variáveis, a ausência de aleatoriedade limita a validade externa dos resultados.

Este estudo utilizou a modelagem de equações estruturais (SEM) com o software AMOS 26 para testar as hipóteses propostas, o que se mostra apropriado para avaliar simultaneamente as relações entre múltiplas variáveis independentes e dependentes (Ferreira et al., 2014). A SEM permitiu uma análise integrada dos efeitos de todos os construtos no modelo, minimizando possíveis discrepâncias nas relações observadas caso as variáveis fossem analisadas isoladamente (Hair et al., 2019). Contudo, a ausência de normalidade multivariada nos dados, associada ao uso da técnica de máxima verossimilhança (ML), pode ser considerada uma limitação, embora a amostra de 310 respondentes seja adequada para modelos com até sete construtos, conforme sugerido por Hair et al. (2019).

Além disso, a natureza transversal do estudo constitui uma limitação importante. O fato de os dados terem sido coletados em um único momento impede a análise do uso contínuo da inteligência artificial para a saúde mental ao longo do tempo, bem como a exploração de fatores que poderiam influenciar essa continuidade. A revisão de literatura de Saad et al. (2021) revela altas taxas de abandono entre usuários de tecnologias para saúde mental, indicando que as intenções declaradas nem sempre se traduzem em uso contínuo. Assim, futuras pesquisas poderiam empregar um desenho longitudinal para investigar essas questões com maior profundidade. Por fim, vale ressaltar o possível impacto do contexto pós-pandêmico sobre a percepção dos respondentes em relação à tecnologia de saúde mental. A pandemia da COVID-19 provocou mudanças significativas nos hábitos e nas atitudes em relação ao cuidado psicológico, com um aumento expressivo na procura por alternativas digitais. Esse contexto pode ter intensificado a abertura para experimentar tecnologias como o Mental Health GPT, influenciando avaliações mais favoráveis do que aquelas observadas em períodos de normalidade. Futuros estudos devem considerar esse aspecto ao interpretar os achados e buscar replicações em contextos menos impactados por crises sanitárias ou emergenciais.

O foco deste estudo em um chat de saúde mental específico justifica-se pelo rápido crescimento e aceitação dessas tecnologias, que diferem significativamente de outras formas de intervenções digitais, como a telepsiiquiatria, terapia online, realidade virtual e terapias assistidas. Ao aplicar o TAM e incluir variáveis externas como esperança, confiança e ajuste entre tarefa e tecnologia, buscou-se compreender os fatores que influenciam a adoção dessas tecnologias.

Em síntese, as limitações apontadas destacam aspectos importantes para serem abordados em estudos futuros, permitindo avanços na compreensão da aceitação e uso contínuo de tecnologias de inteligência artificial aplicadas à saúde mental.

## 4 Modelagem e análise dos dados

Neste capítulo, são avaliadas as propriedades estatísticas e psicométricas da amostra coletada, ajustados os modelos de mensuração e estrutural propostos e testadas as hipóteses da pesquisa.

### 4.1 Caracterização da Amostra

O instrumento de pesquisa (Apêndice A) foi distribuído para 310 brasileiros ao longo de 4 meses de coleta de dados (14 de dezembro de 2024 e 24 de março de 2025). A participação foi voluntária e confidencial, com nenhum dos respondentes tendo visto utilizado a tecnologia avaliada previamente. De fato, muitos dos participantes da pesquisa nem estavam cientes que a tecnologia de *chatbot* personalizada para saúde mental (baseado em IA) existia, se mostrando genuinamente surpresos quando a tecnologia lhes foi apresentada.

A Tabela 2 ilustra as características da amostra final por meio de algumas estatísticas descritivas. Do total de 310 participantes, 159 eram mulheres cisgênero (51%), 144 homens cisgênero (46%), 2 homens transgênero (1%), 3 pessoas não-binárias (1%) e 2 pessoas marcaram a opção “outros” (1%). Em relação à distribuição geográfica, o questionário contou com respondentes de 48 cidades de 15 estados brasileiros, a grande maioria dos respondentes (89%) era formada por residentes da região sudeste. No que diz respeito à renda familiar média, foi utilizado como métrica o salário mínimo brasileiro, equivalente a R\$1412,00 em 2024 e R\$1518,00 em 2025. A maioria dos participantes (38%) indicaram renda familiar mensal superior a dez salários mínimos, com outros 28% afirmado renda familiar entre cinco e dez salários mínimos e outros 25% afirmado ter renda familiar entre 2 e 5 salários mínimos. Somente 9% dos respondentes indicaram renda familiar inferior a dois salários mínimos. Em termos de idade, a média de idade observada foi de 40 anos, com desvio padrão de 13.

Tabela 2: Características da amostra

<b>Característica</b>	<b>Porcentagem de todos os respondentes (n)</b>
<b>Gênero</b>	
• Mulher cisgênero	51% (n=159)
• Homem cisgênero	46% (n=144)
• Homem transgênero	1% (n=2)
• Não binário	1% (n=3)
• Outros	1% (n=2)
<b>Renda familiar média</b>	
• Superior a 10 salários mínimos	38% (n=119)
• Entre 5 e 10 salários mínimos	28% (n=87)
• Entre 2 e 5 salários mínimos	25% (n=77)
• Inferior a 2 salários mínimos	9% (n=27)
<b>Idade</b>	
• Média	40
• Desvio padrão	13
• Mediana	37
• Mínimo	19
• Máximo	74

Fonte: Autoria própria

A seguir apresentam-se estatísticas descritivas do uso de inteligência artificial em formato de *chatbot* pelas pessoas da amostra. Em relação à experiência anterior com *chatbot* de Inteligência Artificial, 89% afirmaram já ter tido algum tipo de interação e 11% nunca haviam interagido com um *chatbot* que utiliza IA. Aos 276 respondentes que afirmaram ter tido algum tipo de experiência prévia de uso do *chatbot* por IA, foi questionada a frequência desse uso, nesse caso, 23% afirmou utilizar raramente, 14% afirmou utilizar mensalmente, 28% afirmou utilizar semanalmente e apenas 35% afirmou utilizar o *chatbot* por IA diariamente.

No que se refere ao acesso a serviços de saúde mental, 75% dos respondentes afirmou já ter realizado algum tipo de terapia ou acompanhamento psicológico e 25% afirmou nunca ter consumido serviços de saúde mental desta natureza. Dos 233 respondentes que já tiveram algum tipo de acompanhamento terapêutico ou psicológico, 43% afirmou não estar em tratamento atualmente e 32% estão em acompanhamento atualmente e estão satisfeitos com o tratamento.

## 4.2

### Análises e resultados

#### 4.2.1

##### Análise da Variância Comum do Método

De acordo com Podsakoff et al. (2003), variância comum do método (CMV) é a variância que está associada ao método de mensuração, e não aos construtos que as medidas representam. Para os autores, pesquisas nas quais os dados, tanto para a variável preditora quanto para a variável dependente, são obtidos da mesma pessoa, no mesmo contexto de mensuração, utilizando o mesmo contexto de itens e características similares nos itens, estariam suscetíveis à ocorrência da CMV, o que poderia ocasionar erros sistemáticos de mensuração, inflacionando ou reduzindo as relações observadas entre os construtos.

Portanto, o teste de um-fator ou fator único de Harman (Podsakoff & Organ, 1986) foi utilizado, com o propósito de examinar até que ponto esse viés estava presente nos dados coletados no presente estudo. Os resultados da análise de componentes principais indicaram que nenhum dos fatores representava quase toda a variação (o fator que explicava mais conseguiu capturar apenas 56,48% da variação total).

Além disso, também foi utilizado o método do fator latente comum (*Common Latent Factor Method*), conforme descrito por Podsakoff et al. (2003) para avaliar a ocorrência de CMV. Os resultados mostraram que, ao incluir no modelo uma variável latente refletindo o método comum, a variância correspondente à variável latente do método comum foi apenas 12,72% da variância total.

Conclui-se então, conforme descrito por Podsakoff e Organ (1986) e Podsakoff et al. (2003), que não existem evidências de problemas relacionados à Variância Comum do Método para o presente estudo.

#### 4.2.2

##### Avaliação do modelo de mensuração

O modelo de mensuração estabelece as conexões entre as variáveis observáveis e os construtos latentes, possibilitando a análise do grau de associação de cada item medido com um fator específico. Para avaliar a validade, unidimensionalidade e confiabilidade das escalas adotadas, foi conduzida uma análise fatorial confirmatória (CFA).

O modelo de mensuração define as relações entre as variáveis observadas e os construtos latentes não observados, permitindo a avaliação de quanto cada item medido se relaciona com cada fator em particular. Foi feita uma análise fatorial confirmatória (CFA) para verificar a unidimensionalidade e a confiabilidade das escalas empregadas no modelo de mensuração, assim como para avaliar a validade dos construtos (Ferreira et al., 2014). Recomenda-se a utilização dessa técnica estatística no estudo das interrelações entre um grupo de variáveis, como é o caso do modelo proposto nesta pesquisa.

O modelo inicial testado, com todos os 52 indicadores medidos no instrumento de pesquisa, não apresentou bons índices de ajuste, com um RMSEA (*mean-squared error of approximation*) de 0,077 (com C.I. de 0,074 até 0,080),

um CFI (*comparative fit index*) de 0,845, um IFI (*incremental fit index*) de 0,846, um TLI (*Tucker-Lewis index*) de 0,835 e um valor significativo para índice qui-quadrado ( $\chi^2 = 3548,471$ , d.f. 1246,  $p < 0,001$ ,  $\chi^2/d.f. = 2,848$ ).

De acordo com esses resultados, o modelo foi ajustado e refinado com a eliminação de itens de algumas escalas que não estavam se encaixando com a estrutura de construtos proposta. Após várias iterações refinando o modelo restaram 49 indicadores no modelo de mensuração final, do total de 52 itens iniciais que formavam as escalas utilizadas no estudo. Foram eliminados indicadores de duas escalas utilizadas, Confiança e Esperança no Aconselhamento, às demais escalas permaneceram com todos os itens. Os itens eliminados foram: o item 18 da escala de Esperança no aconselhamento, e os itens 3 e 5 da escala de Confiança.

O modelo de mensuração final, com 49 indicadores, apresentou bons índices de ajuste ( $RMSEA = 0,063$  com C.I. de 0,060 até 0,067,  $CFI = 0,909$ ;  $IFI = 0,910$ ;  $TLI = 0,901$ ;  $\chi^2 = 2415,962$ , d.f. = 1082,  $p < 0,001$ ,  $\chi^2/d.f. = 2,233$ ), representando uma melhora significativa em relação ao modelo inicial. Quando avaliados em conjunto, esses índices finais sugerem um ajuste satisfatório dos dados para o modelo proposto.

#### **4.2.3 Validade e Confiabilidade dos Construtos**

De acordo com Hair et al. (2019), a validade de um construto é composta por quatro elementos: validade convergente, validade discriminante, validade de face e validade nomológica. No caso da validade de face, que se refere à coerência entre o conteúdo dos itens e o construto que eles pretendem medir, seu asseguramento foi realizado durante a elaboração do instrumento de pesquisa. Esse processo envolveu a seleção de escalas já estabelecidas na literatura, uma tradução criteriosa para o português, a análise dos itens por especialistas em comportamento do consumidor e a realização de pré-testes com pequenas amostras da população-alvo.

A significância estatística foi universalmente observada nas correlações apresentadas na Tabela 3, com associações positivas em consonância com o referencial teórico (Hair et al., 2019) fornecem evidências que sustentam a validade nomológica dos construtos empregados. A direção esperada das relações, conforme a teoria, é amplamente confirmada pelos resultados, o que permite inferir que os construtos se inter-relacionam de maneira coerente com o modelo teórico subjacente. Portanto, considerando a consistência geral dos padrões de correlação com as expectativas teóricas, pode-se argumentar que os construtos demonstram validade nomológica.

Tabela 3: Correlações

	HOPE	TRUST	TTF	SEY	BI	ATT	PEOU	PUB
HOPE	1	0,915*	0,914*	0,793*	0,777*	0,863*	0,800*	0,919*
TRUST	0,915*	1	0,965*	0,971*	0,829*	0,958*	0,902*	0,910*
TTF	0,914*	0,965*	1	0,831*	0,795*	0,917*	0,963*	0,909*
SEY	0,793*	0,971*	0,831*	1	0,697*	0,811*	0,862*	0,789*
BI	0,777*	0,829*	0,795*	0,697*	1	0,817*	0,690*	0,806*
ATT	0,863*	0,958*	0,917*	0,811*	0,817*	1	0,885*	0,905*
PEOU	0,800*	0,902*	0,963*	0,862*	0,690*	0,885*	1	0,866*
PUB	0,919*	0,910*	0,909*	0,789*	0,806*	0,905*	0,866*	1

Fonte: Autoria própria

\*valor-p<0,001.

Onde:

- HOPE = Esperança na mudança por aconselhamento
- TRUST = Confiança
- TTF = Ajuste entre tarefa e tecnologia
- SEY = Autoeficácia
- BI = Intenção comportamental
- ATT = Atitude
- PEOU = Facilidade de uso percebida
- PUB = Utilidade percebida

Com relação à consistência interna e confiabilidade das escalas utilizadas, a Tabela 4 lista as confiabilidades compostas para cada construto. A confiabilidade composta (CR) é um indicador da validade convergente e reflete a consistência interna dos indicadores de um construto (Hair et al., 2019). Conforme proposto por Hair et al. (2019), a confiabilidade composta é calculada a partir da soma ao quadrado das cargas fatoriais ( $\lambda_i$ ) de cada construto e da soma dos termos de variância do erro ( $\epsilon_i$ ) para um construto. A regra prática para a estimativa de confiabilidade, seja ela qual for, é que valores iguais ou superiores a 0,7 sugerem boa confiabilidade. Uma confiabilidade entre 0,6 e 0,7 pode ser aceitável, desde que outros indicadores da validade do construto do modelo sejam bons. Uma alta confiabilidade do construto indica que existe consistência interna, significando que as medidas representam consistentemente o mesmo construto latente.

**Tabela 4:** Confiabilidade composta e variância extraída média

Escala	Confiabilidade composta (CR)	Variância Extraída Média (AVE)
Esperança no aconselhamento	0,961	0,584
Ajuste Tarefa-Tecnologia	0,932	0,634
Autoeficácia	0,868	0,570
Confiança	0,824	0,610
Utilidade percebida	0,918	0,691
Facilidade de uso percebida	0,811	0,522
Atitude	0,803	0,581
Intenção comportamental	0,952	0,868

Fonte: Autoria própria

Conforme pode ser observado na Tabela 4, todas as escalas utilizadas nesta pesquisa apresentam valores de Confiabilidade Composta (CR) acima de 0,7, atendendo ao critério de boa confiabilidade estabelecido por Hair et al. (2019). Esses resultados demonstram que os indicadores de cada construto exibem uma forte consistência interna.

No que diz respeito à validade convergente, foi calculada a variância extraída média (*Average Variance Extracted - AVE*) para cada construto. Os resultados são apresentados na tabela 4. A validade convergente, um indicador da adequação do modelo de mensuração, pode ser avaliada por meio da Variância Extraída Média (AVE) (Hair et al., 2019). A AVE representa a variância média nos indicadores que é explicada pelo construto latente ao qual eles estão relacionados, sendo calculada como a média do quadrado das cargas fatoriais padronizadas para os itens de um construto (Hair et al., 2019). Segundo Hair et al. (2019), um valor de AVE igual ou superior a 0,50 é considerado um indicativo de validade convergente adequada, sugerindo que a variância explicada pelo construto é maior do que o erro residual nos itens.

Conforme apresentado na Tabela 4, os valores de Variância Extraída Média (AVE) para todos os construtos analisados nesta pesquisa situam-se entre 0,517 e 0,868, estando todos acima do limiar de 0,50 recomendado por Hair et al. (2019). Esses resultados fornecem evidências de validade convergente para as escalas utilizadas, indicando que os indicadores de cada construto convergem para medir o mesmo conceito latente.

Na análise do modelo de mensuração, as cargas fatoriais padronizadas foram examinadas para avaliar a relação entre cada indicador (variável observável) e seu respectivo construto latente, juntamente com sua significância estatística (Hair et al., 2019). Segundo Hair et al. (2019), a magnitude das cargas fatoriais é um aspecto crucial, pois cargas elevadas em um fator sugerem que os indicadores convergem para um ponto comum, representando o construto latente. Como critério mínimo, todas as cargas fatoriais devem ser estatisticamente

significativas. Adicionalmente, Hair et al. (2019) propõem que cargas fatoriais padronizadas de 0,5 ou superiores são consideradas uma boa prática, sendo ideal que alcancem 0,7 ou mais, indicando forte validade convergente. A Tabela 5 apresenta as cargas fatoriais padronizadas e suas respectivas significâncias para cada indicador incluído no modelo de mensuração estimado.

Tabela 5: Cargas fatoriais padronizadas

<b>Construto/Indicador</b>	<b>Carga Fatorial Padronizada</b>	<b>p-value</b>
<b>Esperança no aconselhamento (HOPE)</b>		
• HOPE1	0,784	<0.001
• HOPE2	0,785	<0.001
• HOPE3	0,786	<0.001
• HOPE4	0,808	<0.001
• HOPE5	0,747	<0.001
• HOPE6	0,839	<0.001
• HOPE7	0,767	<0.001
• HOPE8	0,828	<0.001
• HOPE9	0,762	<0.001
• HOPE10	0,754	<0.001
• HOPE11	0,811	<0.001
• HOPE12	0,852	<0.001
• HOPE13	0,847	<0.001
• HOPE14	0,847	<0.001
• HOPE15	0,610	<0.001
• HOPE16	0,726	<0.001
• HOPE17	0,594	<0.001
• HOPE19	0,501	<0.001
<b>Ajuste percebido entre tarefa e tecnologia (TTF)</b>		
• TTF1	0,844	<0.001
• TTF2	0,844	<0.001
• TTF3	0,775	<0.001
• TTF4	0,761	<0.001
• TTF5	0,735	<0.001

• TTF6	0,763	<0.001
• TTF7	0,755	<0.001
• TTF8	0,878	<0.001
Autoeficácia (SEY)		
• SEY1	0,727	<0.001
• SEY2	0,687	<0.001
• SEY3	0,818	<0.001
• SEY4	0,847	<0.001
• SEY5	0,680	<0.001
Confiança (TRUST)		
• TRUST1	0,833	<0.001
• TRUST2	0,724	<0.001
• TRUST4	0,782	<0.001
Utilidade percebida (PUB)		
• PUB1	0,825	<0.001
• PUB2	0,870	<0.001
• PUB3	0,717	<0.001
• PUB4	0,872	<0.001
• PUB5	0,862	<0.001
Facilidade de uso percebida (PEOU)		
• PEOU1	0,641	<0.001
• PEOU2	0,643	<0.001
• PEOU3	0,710	<0.001
• PEOU4	0,873	<0.001
Atitude (ATT)		
• ATT1	0,905	<0.001
• ATT2	0,706	<0.001
• ATT3	0,652	<0.001
Intenção comportamental (BI)		
• BI1	0,932	<0.001

• BI2	0,930	<0.001
• BI3	0,933	<0.001

Fonte: Autoria própria

Onde:

- HOPE = Esperança no aconselhamento
- SEY = Autoeficácia
- TRUST= Confiança
- TTF = Ajuste entre tarefa e tecnologia
- BI = Intenção comportamental
- ATT = Atitude
- PEOU = Facilidade de uso percebida
- PUB = Utilidade percebida

Analizando as cargas fatoriais padronizadas apresentadas na Tabela 5, observa-se que todos os indicadores demonstram cargas significativas e na direção esperada. Ao avaliar a magnitude dessas cargas, verifica-se que a maioria dos parâmetros excede o valor de 0,70, considerado um indicativo de forte validade convergente (Hair et al., 2019). Contudo, alguns indicadores apresentam cargas entre 0,50 e 0,70, como HOPE15 (0,610), HOPE17 (0,594), HOPE19 (0,501), SEY2 (0,687), SEY5 (0,680), PEOU1 (0,641), PEOU2 (0,643) E ATT3 (0,652). Apesar disso, considerando que todas as cargas fatoriais são estatisticamente significativas com magnitude considerada boa (acima de 0,50, conforme Hair et al., 2019), pode-se considerar que os construtos apresentam unidimensionalidade e validade convergente adequadas.

Para a avaliação da validade discriminante, os itens devem se relacionar mais fortemente com os construtos aos quais deveriam se referir do que com outros construtos presentes no modelo, com a variância compartilhada entre os itens de cada construto devendo ser maior do que a variância compartilhada entre o construto e os demais. A validade discriminante, a quarta análise de validade proposta por Hair et al. (2019), examina o grau em que um construto se diferencia de outros construtos no modelo.

A validade discriminante foi inicialmente avaliada por meio da razão da média das correlações heterotrait-monotrait (HTMT), conforme proposto por Henseler et al. (2015). Valores de HTMT superiores a 0,90 são considerados indicativos de possível ausência de validade discriminante. Conforme apresentado na Tabela 6, foram observados valores elevados de HTMT entre diversos pares de construtos, tais como TTF↔TRUST (0,96), HOPE↔TRUST (0,93), HOPE↔TTF (0,91) e TRUST↔ATT (0,91).

Tabela 6: Matriz de validade discriminante (HTMT)

	HOPE	TTF	SEY	TRUST	PUB	PEOU	ATT	BI
HOPE		0,91	0,75	0,93	0,91	0,72	0,82	0,77
TTF	0,91		0,77	0,96	0,91	0,76	0,88	0,77
SEY	0,75	0,77		0,90	0,72	0,80	0,72	0,63
TRUST	0,93	0,96	0,90		0,90	0,82	0,91	0,82
PUB	0,91	0,91	0,72	0,90		0,76	0,88	0,80
PEOU	0,72	0,76	0,80	0,82	0,76		0,72	0,60
ATT	0,82	0,88	0,72	0,91	0,88	0,72		0,80
BI	0,77	0,77	0,63	0,82	0,80	0,60	0,80	

Fonte: Autoria própria

Em função desses indícios, foi conduzido o teste de diferença do qui-quadrado proposto por Bagozzi & Yi (1988), comparando o modelo irrestrito com modelos nos quais as correlações entre esses pares foram fixadas em 1. Os resultados indicaram diferenças de qui-quadrado estatisticamente significativas ( $p < 0,001$ ) em todos os casos avaliados, com variações entre 21,685 e 28,501 (Tabela 7). Esses achados reforçam a distinção empírica entre os construtos, confirmando a validade discriminante, ainda que os valores de HTMT tivessem inicialmente sugerido o contrário.

Tabela 7: Teste de diferença do qui-quadrado

Par de construtos	$\chi^2$ restrito	Diferença	p-valor (aproximado)	Significância
HOPE <-> TTF	2387,589	28,373	$p < 0,001$	***
HOPE <-> TRUST	2387,616	28,346	$p < 0,001$	***
HOPE <-> PUB	2387,461	28,501	$p < 0,001$	***
TTF <-> TRUST	2390,416	25,546	$p < 0,001$	***
TTF <-> PUB	2389,692	26,270	$p < 0,001$	***
ATT <-> TRUST	2394,277	21,685	$p < 0,001$	***

Fonte: Autoria própria

#### 4.2.4 Análise do Modelo Estrutural

A modelagem de equações estruturais (SEM) foi empregada para testar o modelo proposto e as hipóteses da pesquisa, utilizando o software AMOS 26. Na abordagem SEM, a significância dos coeficientes estimados para as relações

estabelecidas no modelo determina se cada hipótese sobre a relação entre os construtos é confirmada ou não.

Esse processo inicia-se com a modelagem da estrutura teórica e a avaliação de sua adequação por meio dos índices de ajuste relevantes. Em seguida, o ajuste do modelo proposto é confrontado com o de modelos rivais, possibilitando uma análise da força e da relevância das diferentes relações entre os construtos. A análise do modelo estrutural foi conduzida após as modificações sugeridas no modelo de mensuração inicial, utilizando, portanto, os indicadores e construtos do modelo de mensuração final previamente apresentado.

#### **4.2.4.1 Normalidade dos Dados**

Uma premissa importante para a elaboração de modelos de equações estruturais por meio de estimação por Máxima Verossimilhança (ML) é que os dados apresentem uma distribuição multivariada normal. Embora a estimação via ML seja considerada robusta a pequenas violações dessa premissa (Hair et al., 2019), é importante avaliar a normalidade dos dados. Particularmente relevante para SEM é a curtose multivariada, que se refere ao grau de achatamento ou pico da distribuição multivariada em comparação com uma distribuição normal (Hair et al., 2019). Valores positivos indicam uma distribuição mais pontiaguda, enquanto valores negativos sugerem uma distribuição mais achatada (Hair et al., 2019).

Antes da análise dos resultados, foi avaliada a normalidade multivariada dos dados. Inicialmente, examinou-se a curtose univariada para cada indicador (Tabela 7). Os valores de curtose univariada para todos os 49 itens utilizados no modelo foram inferiores a -0,402 (valor máximo observado para TTF3). Hair et al. (2019) não estabelecem um limiar estrito para a curtose univariada, mas valores extremos podem indicar desvios significativos da normalidade.

A curtose multivariada para os dados da presente pesquisa foi de 464,910, com uma razão crítica de 57,892 (conforme a Tabela 8). Embora Hair et al. (2019) não forneçam um valor específico para a razão crítica da curtose multivariada como um teste definitivo de normalidade, valores significativamente altos podem sugerir uma violação da premissa de normalidade multivariada. Dado o valor elevado da razão crítica observado, os dados da pesquisa indicam um desvio da normalidade multivariada. Apesar disso, a estimação via ML será utilizada, considerando a robustez do método a pequenas violações da normalidade (Hair et al., 2019) e as limitações para a aplicação de outros métodos de estimação.

Tabela 8: Curtose univariada para cada item

<b>Item</b>	<b>Curtose</b>	<b>Razão crítica</b>
BI3	-1,157	-4,159
BI2	-1,344	-4,830
BI1	-1,284	-4,616
ATT3	-1,385	-4,979

ATT2	-1,194	-4,291
ATT1	-1,363	-4,899
PEOU4	-1,272	-4,572
PEOU3	-0,957	-3,440
PEOU2	-0,620	-2,230
PEOU1	-0,887	-3,189
PUB5	-1,149	-4,131
PUB4	-1,201	-4,317
PUB3	-0,924	-3,321
PUB2	-1,120	-4,025
PUB1	-1,371	-4,928
TRUST4	-1,271	-4,568
TRUST2	-1,162	-4,176
TRUST1	-1,064	-3,826
SEY5	-1,117	-4,2015
SEY4	-1,365	-4,905
SEY3	-1,285	-4,617
SEY2	-1,101	-3,957
SEY1	-1,216	-4,371
TTF1	-1,276	-4,585
TTF2	-1,219	-4,380
TTF3	-0,402	-1,446
TTF4	-1,222	-4,391
TTF5	-1,103	-3,965
TTF6	-1,264	-4,542
TTF7	-0,986	-3,544
TTF8	-1,180	-4,239
HOPE19	-0,673	-2,420
HOPE17	-1,053	-3,785
HOPE16	-1,271	-4,569

HOPE15	,1,128	-4,053
HOPE14	-1,162	-4,176
HOPE13	-1,254	-4,507
HOPE12	-1,385	-4,976
HOPE11	-0,832	-2,991
HOPE10	-1,085	-3,901
HOPE9	-1,123	-4,037
HOPE8	-1,369	-4,921
HOPE7	-1,064	-3,825
HOPE6	-1,303	-4,683
HOPE5	-1,329	-4,777
HOPE4	-1,317	-4,734
HOPE3	-1,155	-4,151
HOPE2	-0,907	-3,260
HOPE1	-0,850	-3,056
MULTIVARIADA	464,910	57,892

Fonte: Autoria própria

Onde:

- HOPE = Esperança no aconselhamento
- SEY = Autoeficácia
- TRUST= Confiança
- TTF = Ajuste entre tarefa e tecnologia
- BI = Intenção comportamental
- ATT = Atitude
- PEOU = Facilidade de uso percebida
- PUB = Utilidade percebida

#### 4.2.4.2

#### Ajuste Do Modelo Proposto

O ajuste do modelo proposto (Figura 5: Modelo de adoção de *chatbot* para aconselhamento - Modelo #1) foi examinado com o uso de diversos índices de ajuste, conforme recomendado pela literatura (Hair et al.2019).

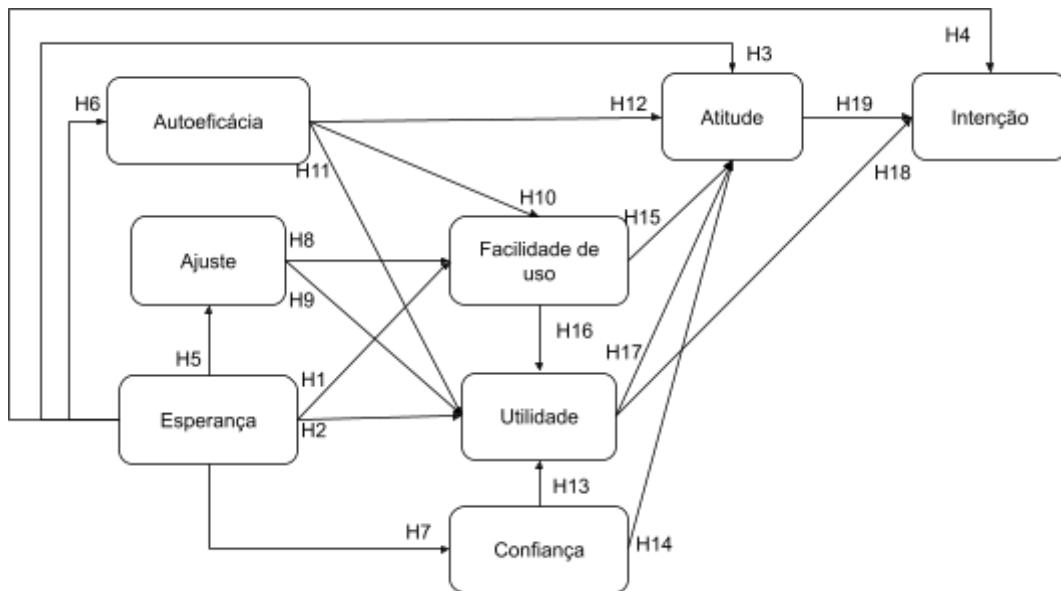


Figura 5: Modelo de adoção de *chatbot* para aconselhamento - Modelo #1

A estatística qui-quadrada obtida para o modelo foi estatisticamente significativa ( $\chi^2 = 2418,970$ , d.f. = 1085,  $p < 0,001$ ). A razão  $\chi^2/d.f.$  foi de 2,23, inferior ao valor de 3,0. Além disso, os índices de ajuste incrementais foram maiores do que 0,9, com um CFI (*Comparative Fit Index*) de 0,909, um TLI (*Tucker-Lewis Index*) de 0,901 e um IFI (*Incremental Fit Index*) de 0,910.

O RMSEA (*root-mean-square error of approximation*) foi de 0,063 (I. C. de 0,060 a 0,066) e o SRMR (*standardized root mean-square residual*) foi de 0,0475. Estes resultados encontram-se resumidos na Tabela 8. Dados os índices apresentados, conclui-se que o ajuste do modelo proposto é satisfatório.

Tabela 8: Índices de Ajuste do Modelo

Índice de Ajuste	Modelo proposto	Valor sugerido na literatura
$\chi^2/d.f.$	2,23	$\leq 3,0$
CFI	0,909	$\geq 0,9$
TLI	0,901	$\geq 0,9$
IFI	0,910	$\geq 0,9$
RMSEA	0,063	$\leq 0,08$
SRMR	0,0475	$\leq 0,08$

Fonte: Autoria própria

#### 4.2.4.3

#### Teste das Hipóteses de Pesquisa

Após a confirmação do ajuste adequado dos modelos de mensuração e estrutural propostos, o estudo direcionou-se para a avaliação dos coeficientes estimados que representam as relações entre os construtos (Figura 2). A verificação de cada hipótese de pesquisa foi conduzida mediante a análise da magnitude, direção e significância estatística dos coeficientes padronizados, obtidos através da modelagem estrutural (Hair et al., 2019). Uma relação foi considerada estatisticamente significativa quando o valor-p (*p-value*) associado ao teste t do coeficiente estimado foi inferior ao nível de significância de 0,05 (Hair et al., 2019). Os coeficientes estimados para o modelo proposto, juntamente com as hipóteses da pesquisa e suas respectivas significâncias estatísticas, estão detalhados na Tabela 8 e visualizados na Figura 6.

Tabela 9: Coeficientes Padronizados Estimados, Hipóteses e Significâncias

Relação Proposta	Coeficiente Padronizado	<i>p-value</i>	Hipótese Verificada
H1: HOPE→PEOU	-0,164	0,356	Não
H2: HOPE→PUB	0,701	0,004	Sim
H3: HOPE→ATT	-0,550	0,136	Não
H4: HOPE→BI	0,219	0,109	Não
H5: HOPE→TTF	0,939	<0,001	Sim
H6: HOPE→SEY	0,854	<0,001	Sim
H7: HOPE→TRUST	0,955	<0,001	Sim
H8: TTF→PEOU	0,669	<0,001	Sim
H9: TTF→PUB	-0,53	0,753	Não
H10: SEY→PEOU	0,467	<0,001	Sim
H11: SEY→PUB	-0,235	0,05	Não
H12: SEY→ATT	-0,233	0,072	Não
H13: TRUST→PUB	0,042	0,808	Não
H14: TRUST→ATT	1,072	0,001	Sim
H15: PEOU→ATT	0,550	0,006	Sim
H16: PEOU→PUB	0,510	0,003	Sim
H17: PUB→ATT	0,149	0,509	Não
H18: PUB→BI	0,222	0,154	Não
H19: ATT→BI	0,411	0,002	Sim

Fonte: Autoria própria

Onde:

- HOPE: Esperança na Mudança através de Aconselhamento.
- TTF: Ajuste entre Tarefa e Tecnologia
- TRUST: Confiança na Tecnologia
- SEY: Autoeficácia
- PEOU: Facilidade de uso percebida
- PU: Utilidade Percebida
- ATT: Atitude
- BI: Intenção de uso

As hipóteses H1 a H7 representam os efeitos da esperança (HOPE) no aconselhamento sobre os demais construtos presentes no modelo. Destas, quatro foram consideradas significativas ( $p\text{-value} < 0,05$ ), verificando assim as hipóteses de pesquisa que afirmavam que o estado esperançoso teria efeito diretos e positivos (o sinal do coeficiente estimado é positivo) sobre: a utilidade percebida (H2: Estimativa= 0,701,  $p\text{-value}= 0,004$ ), o ajuste percebido entre tarefa e tecnologia (H5: Estimativa=0,939,  $p\text{-value}<0,001$ ), a autoeficácia (H6: Estimativa=0,854,  $p\text{-value}<0,001$ ) e confiança (H7: Estimativa=0,955,  $p\text{-value} <0,001$ ). As demais hipóteses relacionadas à esperança não foram suportadas pelos dados: Facilidade de uso percebida (H1: Estimativa=-0,164,  $p\text{-value}= 0,356$ ), atitude (H3: Estimativa:-0,550,  $p\text{-value}=0,136$ ) e intenção comportamental (H4: estimativa=0,219,  $p\text{-value}=0,109$ ).

As hipóteses H8 até H19 referem-se às relações entre os demais construtos do modelo. Os resultados indicam que o ajuste percebido entre tecnologia e tarefa (TTF) influencia diretamente e positivamente a facilidade de uso percebida (H8: estimativa=0,669,  $p\text{-value}<0,001$ ). No entanto, a hipótese da influência do ajuste (TTF) sobre a utilidade percebida (PUB) não foi suportado (H9: estimativa=-0,53,  $p\text{-value}=0,753$ )

Em relação à autoeficácia (SEY), a influência direta positiva sobre a facilidade de uso percebida (PEOU) foi confirmada (H10:Estimativa = 0,467,  $p < 0,001$ ). No entanto, o impacto de SEY na utilidade percebida (H11:Estimativa =-0,235,  $p = 0,05$ ) e na atitude (H12: estimativa=-0,233,  $p\text{-value}=0,072$ ) não foram estatisticamente significativo, pois apresentaram valor  $p$  maior que o limiar de 0,05, o que sugere que a crença na própria capacidade de executar uma tarefa pode não ser suficiente para que os usuários percebam sua utilidade e terem uma atitude positiva.

A relação direta e positiva entre confiança (TRUST) e atitude (ATT) foi confirmada (H14: estimativa=1,072,  $p\text{-value}=0,001$ ), diferente do observado sobre a utilidade percebida (H13), que apresentou estimativa de 0,042 com um valor  $p$  de 0,808.

A relação entre a facilidade de uso percebida (PEOU) apresentou um efeito positivo e significativo sobre a atitude (H15: Estimativa = 0,550,  $p\text{-value} = 0,006$ ), corroborando a ideia de que quanto mais fácil de usar a tecnologia é percebida, mais positiva será a atitude em relação a ela. Também foi confirmado o efeito positivo significativo da facilidade de uso percebida sobre a utilidade percebida (H16: Estimativa = 0,510,  $p\text{-value} = 0,003$ ).

A relação entre utilidade percebida (PUB) e atitude (ATT) (H17: Estimativa = 0,149,  $p\text{-valor}=0,509$ ) e sobre a intenção comportamental (H18: estimativa=0,222,  $p\text{-value}=0,154$ ) não foram confirmadas, indicando que a

percepção de utilidade pode não ser suficiente para moldar uma atitude positiva, nem sobre a intenção de uso da tecnologia estudada.

Por fim, a atitude (ATT) demonstrou um efeito significativo e positivo sobre a intenção de uso (BI) (H19: Estimativa = 0,411,  $p = 0,002$ ), reforçando a importância das atitudes na adoção da tecnologia. Esse resultado está alinhado com a literatura sobre o Modelo de Aceitação de Tecnologia (TAM), que sugere que uma atitude positiva pode levar a uma maior intenção de adoção.

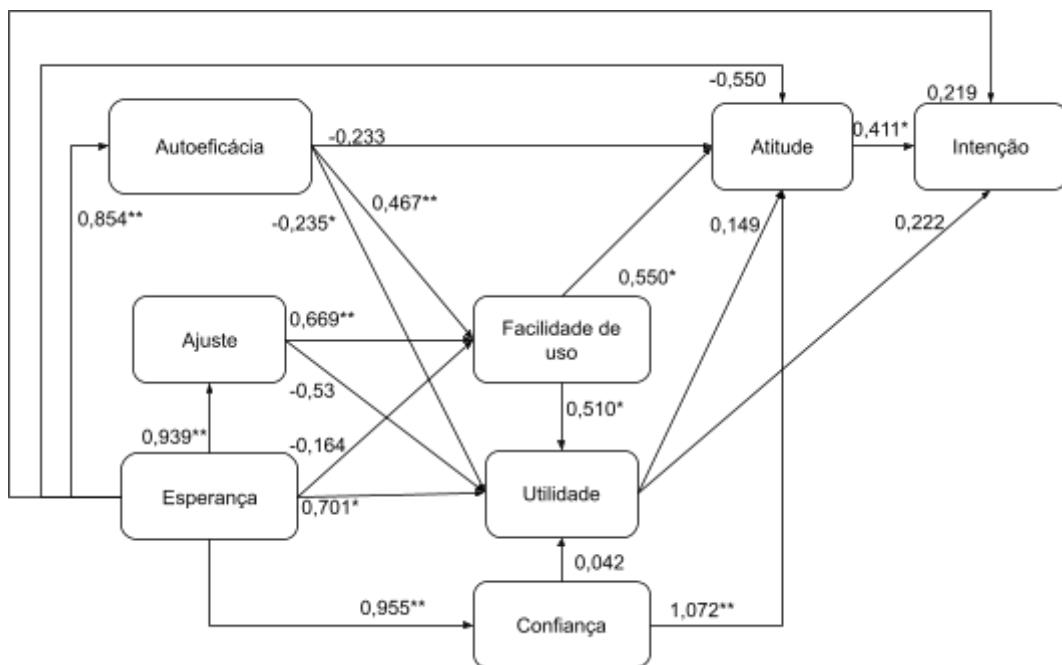


Figura 6: Coeficientes Padronizados Estimados para o Modelo #1  
(\* indica  $p$ -value < 0,05; \*\* indica  $p$ -value < 0,001)

Fonte: Autoria própria.

Por fim, com relação às proporções das variâncias explicadas das variáveis dependentes pelo Modelo #1, foi explicado 68,2% da variância na intenção comportamental de uso da tecnologia, 96,9% da atitude em relação ao uso da tecnologia, 91,3% da utilidade percebida, 91,3% da confiança na tecnologia, 85,7% da facilidade de uso percebida, 88,2% do ajuste percebido entre tarefa e tecnologia e 72,9% da autoeficácia.

#### 4.2.5 Comparação com Modelos Alternativos

De acordo com Hair et al. (2019), a avaliação de modelos concorrentes é uma abordagem relevante na modelagem de equações estruturais (SEM), pois permite assegurar que o modelo proposto não apenas apresenta um ajuste adequado, mas também que seu desempenho seja superior ao de modelos alternativos. A comparação entre modelos pode ser realizada por meio da análise de diferenças nos índices de ajuste incremental e parcimonioso, bem como da diferença nos valores de qui-quadrado ( $\Delta\chi^2$ ) entre os modelos testados. Além disso, a comparação de modelos aninhados é uma estratégia eficaz para testar

variações nas relações teóricas, garantindo que a inclusão ou exclusão de caminhos seja justificada por um melhor ajuste do modelo.

Com base nesse princípio, foram desenvolvidos e testados modelos alternativos que apresentam modificações nas relações entre os construtos, mantendo, contudo, os mesmos indicadores de mensuração. Esses modelos foram comparados ao modelo estrutural original a fim de avaliar a robustez das relações propostas e identificar a configuração teórica que melhor se ajusta aos dados. A comparação dos modelos foi conduzida por meio da análise dos respectivos índices de ajuste e da aplicação do teste qui-quadrado ( $\Delta\chi^2$ ) para verificar diferenças estatisticamente significativas entre os modelos. Um teste  $\Delta\chi^2$  significativo indicaria que um modelo alternativo apresenta um melhor ajuste aos dados em comparação com o modelo original, reforçando a validade das modificações propostas.

#### **4.2.5.1 Modelo #2**

O Modelo #2 teve como foco avaliar o papel da atitude como mediadora completa da intenção de uso, o que não foi observado no Modelo #1. A partir dessa perspectiva, o modelo buscou refinar a análise da aceitação de *chatbots* de aconselhamento por inteligência artificial, excluindo os caminhos diretos entre Esperança no Aconselhamento e os construtos Atitude e Intenção Comportamental. Essa decisão foi sustentada pela ausência de significância estatística dessas relações no modelo anterior, indicando que o efeito da esperança poderia estar mediado por outras variáveis cognitivas. O modelo manteve a presença da esperança como variável antecedente de Autoeficácia, Ajuste entre Tarefa e Tecnologia, Confiança, Utilidade Percebida e Facilidade de Uso Percebida, com o objetivo de identificar seus efeitos indiretos no processo de adoção da tecnologia.

Os índices de ajuste do Modelo #2 permaneceram equivalentes aos observados anteriormente ( $CFI = 0,909$ ;  $TLI = 0,901$ ;  $RMSEA = 0,063$ ), confirmando a adequação do modelo mesmo após a reconfiguração estrutural. A qualidade do ajuste sugere que a retirada das relações diretas com a esperança não comprometeu a explicação global do modelo, permitindo um olhar mais apurado sobre os mecanismos intermediários que sustentam a formação de atitudes e intenções.

Os resultados indicaram que a Esperança no Aconselhamento exerceu influência significativa e robusta sobre variáveis mediadoras: Autoeficácia ( $\beta = 0,854$ ,  $p < 0,001$ ), Ajuste entre Tarefa e Tecnologia ( $\beta = 0,940$ ,  $p < 0,001$ ), Confiança na Tecnologia ( $\beta = 0,955$ ,  $p < 0,001$ ) e Utilidade Percebida ( $\beta = 0,700$ ,  $p < 0,001$ ). Ainda que a relação entre esperança e Facilidade de Uso Percebida não tenha se mostrado estatisticamente significativa ( $\beta = -0,139$ ,  $p = 0,442$ ), os achados reforçam a ideia de que a esperança atua como força emocional catalisadora, que influencia positivamente as percepções cognitivas sobre o potencial da tecnologia para apoiar o cuidado em saúde mental. Nesse sentido, o otimismo quanto à possibilidade de mudança e melhora por meio do aconselhamento se traduz em maior confiança, percepção de utilidade e sensação de ajuste com a tecnologia — atributos centrais para a aceitação.

A Facilidade de Uso Percebida, por sua vez, influenciou positivamente a Atitude ( $\beta = 0,347$ ,  $p = 0,027$ ) e a Utilidade Percebida ( $\beta = 0,493$ ,  $p = 0,004$ ),

reafirmando sua relevância no Modelo de Aceitação de Tecnologia (TAM). Além disso, a Confiança demonstrou forte impacto sobre a Atitude ( $\beta = 1,007$ ,  $p = 0,001$ ), e esta, por sua vez, influenciou significativamente a Intenção Comportamental ( $\beta = 0,832$ ,  $p < 0,001$ ). A principal modificação entre o Modelo #1 e o Modelo #2 reside no foco do Modelo #2 em uma mediação completa da Atitude sobre a Intenção Comportamental, algo que não foi observado no modelo anterior. Isso significa que, no Modelo #2, a formação da intenção de uso foi diretamente influenciada pela atitude, e não mais por outros caminhos diretos envolvendo esperança ou outros construtos. Esse achado sublinha a relevância da atitude como mediadora crucial, refletindo a percepção emocional e cognitiva do usuário em relação à tecnologia, o que tem implicações importantes para estratégias de comunicação e design do *chatbot*.

Uma diferença importante entre o Modelo #1 e o Modelo #2 refere-se à relação entre a Utilidade Percebida (PUB) e a Atitude. Enquanto no Modelo #1 essa relação não apresentou significância estatística, no Modelo #2 a teoria foi confirmada, evidenciando que a percepção de utilidade da tecnologia exerce uma influência direta e positiva sobre a atitude dos usuários em relação ao uso do *chatbot* de aconselhamento. Esse achado reforça a importância da utilidade percebida como um fator determinante na formação de atitudes favoráveis à adoção da tecnologia, especialmente em contextos de saúde mental, onde a aplicabilidade prática e a percepção de benefício são essenciais para promover a aceitação.

Além disso, outra alteração relevante entre os modelos refere-se à relação entre Confiança e Utilidade Percebida (PUB). No Modelo #1, essa relação foi significativa, mas no Modelo #2, a conexão entre confiança e utilidade percebida foi descartada. Isso sugere que, embora a confiança seja um determinante crucial da Atitude, no Modelo #2, ela não influenciou mais diretamente a percepção de utilidade da tecnologia. Essa modificação aponta para uma diferenciação mais clara dos fatores que afetam cada uma das variáveis de aceitação, com a confiança se destacando como mais relevante para as atitudes do que para a utilidade percebida diretamente.

Além disso, no Modelo #2, foi observada uma alteração importante: a relação entre Utilidade Percebida (PUB) e Intenção Comportamental (BI), que estava presente no Modelo #1, foi descartada. Esse resultado sugere que a percepção de utilidade da tecnologia não exerce um impacto direto sobre a intenção de uso, ao menos não quando a esperança e as variáveis mediadoras são levadas em consideração. Essa mudança pode indicar que, em contextos de saúde mental, outros fatores emocionais e subjetivos — como confiança e a percepção de ajustamento entre tarefa e tecnologia — têm um papel mais relevante na formação da intenção de uso, o que reflete a complexidade do processo de adoção de tecnologias de apoio psicológico.

Complementarmente, os dados de percepção direta dos participantes revelaram uma aceitação ainda cautelosa da tecnologia. Quando questionados sobre a sabedoria em utilizar inteligência artificial para acessar cuidados médicos, apenas 27,8% dos respondentes se mostraram favoráveis, enquanto 54,5% expressaram discordância. Quanto à atratividade da tecnologia, houve um leve equilíbrio: 43,5% favoráveis e 42,3% desfavoráveis, sugerindo hesitação diante do uso da IA em um contexto de cuidado emocional.

A intenção de uso futuro também foi avaliada de maneira multifacetada. Em relação ao uso do *chatbot* para conversar sobre saúde mental, 27,1%

indicaram disposição favorável, enquanto 53,2% se mostraram contrários. Para buscar apoio ou informações, 36,1% dos participantes se mostraram favoráveis — número que caiu para 29,3% quando a pergunta abordou diretamente a probabilidade de uso no futuro. Esses dados indicam uma receptividade limitada e uma percepção crítica em relação à adoção da IA como mediadora de interações terapêuticas, o que exige atenção para aspectos emocionais da experiência do usuário.

Em conjunto, os resultados do Modelo #2 revelam que a Esperança no Aconselhamento, embora não influencie diretamente a atitude ou intenção, desempenha um papel estruturante e profundo na forma como os indivíduos avaliam os atributos da tecnologia. Seu impacto sobre variáveis como Confiança, Autoeficácia e Utilidade Percebida evidencia que o estado emocional do usuário — especialmente em situações de sofrimento psíquico — molda de forma significativa sua abertura à tecnologia como recurso de apoio. Em contextos de saúde mental, a esperança funciona não apenas como crença em um resultado desejável, mas como uma disposição psicológica essencial para que o sujeito veja sentido em iniciar uma interação com uma ferramenta digital. Assim, modelos explicativos da adoção de tecnologias devem integrar, de forma mais incisiva, dimensões emocionais, subjetivas e simbólicas, que dão contorno à experiência de busca por ajuda e influenciam decisivamente a aceitação e o uso dessas inovações.

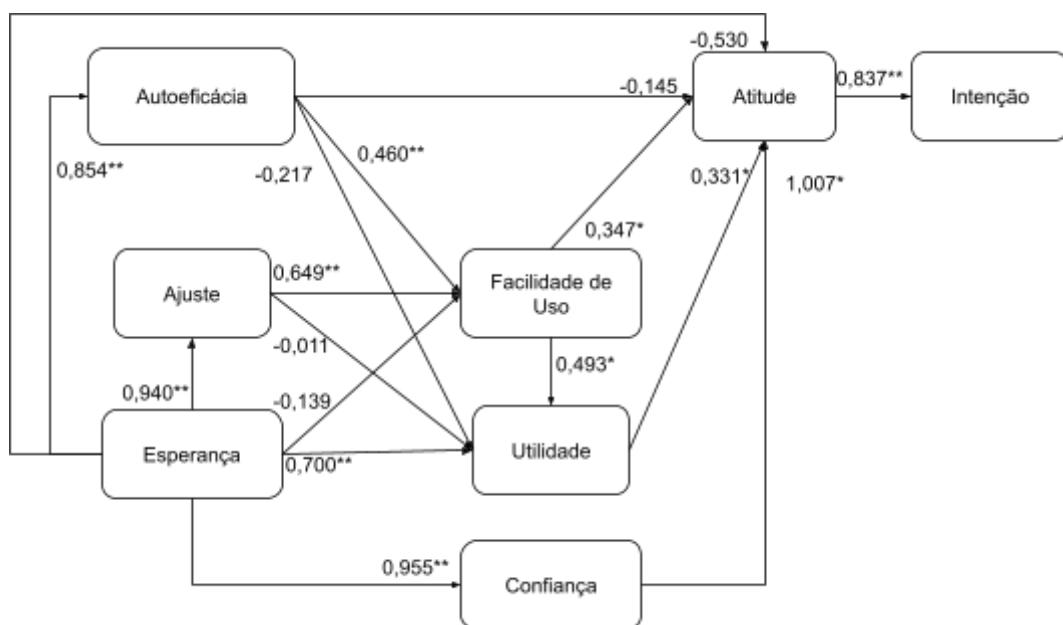


Figura 7: Coeficientes Padronizados Estimados para o Modelo #2  
(\* indica p-value < 0,05; \*\* indica p-value < 0,001)

Com relação às proporções das variâncias explicadas das variáveis dependentes pelo Modelo #2, foi explicado 70% da variância na intenção de uso da tecnologia, 98,8% da atitude em relação ao uso da tecnologia, 91,3% da utilidade percebida, 91,2% da confiança na tecnologia, 85,2% da facilidade de uso percebida, 88,3% do ajuste percebido entre tarefa e tecnologia e 72,9% da autoeficácia.

#### **4.2.5.2**

#### **Modelo #3**

O Modelo #3 foi desenvolvido para testar o impacto da Esperança na Intenção de Adoção de tecnologias de aconselhamento, mantendo-a como o único fator externo ao modelo TAM, enquanto retirava as relações com os construtos Ajuste entre Tarefa e Tecnologia (TTF) e Confiança. A análise das relações propostas no Modelo #3 trouxe os seguintes resultados:

A Esperança (HOPE) teve um impacto significativo e positivo sobre a Percepção de Utilidade da Tecnologia (PUB), com um coeficiente de 0,655 ( $p < 0,001$ ), evidenciando que uma maior esperança em relação ao aconselhamento está associada a uma percepção mais positiva sobre a utilidade da tecnologia.

Por outro lado, a Esperança também afetou significativamente a Percepção de Facilidade de Uso (PEOU), com um coeficiente de 0,811 ( $p < 0,001$ ), indicando que uma maior esperança leva a uma percepção mais favorável sobre a facilidade de uso da tecnologia.

A Percepção de Facilidade de Uso (PEOU) teve uma relação positiva significativa com a Atitude (ATT), com um coeficiente de 0,388 ( $p < 0,001$ ), indicando que quanto mais fácil os usuários percebem o uso da tecnologia, mais favoráveis se tornam em relação a ela. Além disso, a PEOU também influenciou a Percepção de Utilidade da Tecnologia (PUB), com um coeficiente de 0,334 ( $p < 0,001$ ), sugerindo que a percepção de facilidade de uso aumenta a percepção de utilidade da tecnologia.

A Percepção de Utilidade (PUB) demonstrou uma forte influência sobre a Atitude (ATT), com um coeficiente de 0,573 ( $p < 0,001$ ), indicando que quanto mais útil a tecnologia é percebida, mais favorável é a atitude dos participantes em relação a ela. Em seguida, a Atitude (ATT) teve um impacto significativo sobre a Intenção de Uso (BI), com coeficiente de 0,345 ( $p = 0,008$ ), sugerindo que atitudes positivas em relação à tecnologia aumentam a intenção de adotá-la no futuro.

Além disso, a Percepção de Utilidade (PUB) também teve uma relação significativa com a Intenção de Uso (BI), com coeficiente de 0,500 ( $p < 0,001$ ), reforçando a ideia de que quanto mais útil a tecnologia for percebida, maior será a intenção de uso no futuro.

Esses resultados indicam que a Esperança exerce um impacto indireto significativo sobre a Intenção de Adoção da tecnologia, por meio de variáveis como a Percepção de Utilidade da Tecnologia (PUB) e a Percepção de Facilidade de Uso (PEOU). A formação da Atitude positiva e a Intenção de Uso dependem em grande parte da percepção de utilidade e facilidade de uso da tecnologia, além da influência emocional da Esperança, que molda a aceitação e a intenção de adoção dessa ferramenta de saúde mental. Assim, o novo modelo testou o quanto a esperança afeta a intenção de adoção de novas tecnologias (figura 8).

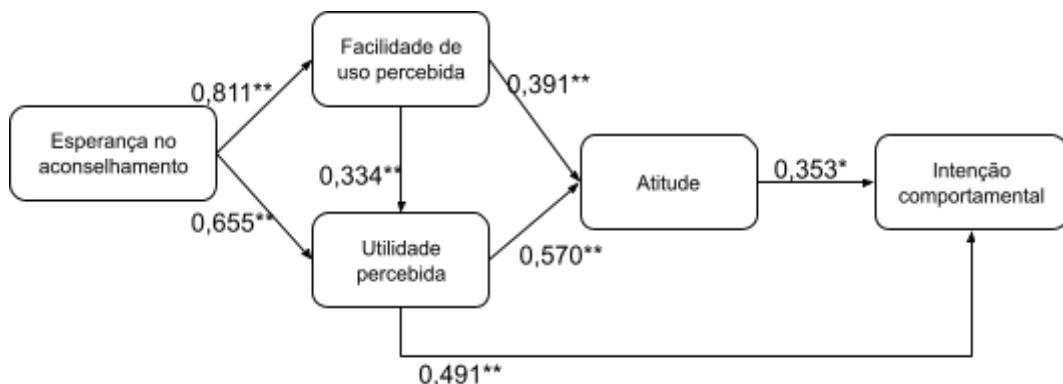


Figura 8: Coeficientes Padronizados Estimados para o Modelo #3  
(\* indica p-value < 0,05; \*\* indica p-value < 0,001)

Com relação às proporções das variâncias explicadas das variáveis dependentes pelo Modelo #3, foi explicado 68% da variância na intenção de uso da tecnologia, 86,2% da atitude em relação ao uso da tecnologia, 89,5% da utilidade percebida e 65,8% da facilidade de uso percebida.

#### 4.2.6 Comparação entre os Modelos

Os modelos estruturais testados (Modelos #1, #2 e #3) foram avaliados com base nos coeficientes padronizados e nos índices de ajuste, e as diferenças entre eles fornecem *insights* valiosos sobre a dinâmica das variáveis no contexto do uso de *chatbots* de IA para aconselhamento psicológico.

##### 4.2.6.1 Comparação de ajuste dos Modelos #1, #2 e #3

A tabela 10 apresenta simultaneamente os índices de ajustes obtidos para as três alternativas para os modelos avaliados (Modelos #1, #2 e #3) para comparação.

Tabela 10: Comparação dos Índices de Ajuste dos Modelos #1, #2 e #3

Índice de Ajuste	Modelo #1	Modelo #2	Modelo #3
$\chi^2$	2418,970	2427,975	977,179
DF	1085	1088	470
$\chi^2/d.f$	2,23	2,23	2,08
CFI	0,909	0,909	0,947
TLI	0,901	0,901	0,941
IFI	0,910	0,909	0,948
RMSEA	0,063	0,063	0,059

<b>SRMR</b>	0,0475	0,0476	0,0418
-------------	--------	--------	--------

Fonte: Autoria própria

A análise da Tabela 10 revela resultados bastante similares para a maioria dos índices de ajuste entre os dois primeiros modelos avaliados. Observa-se uma melhora nos índices do Modelo #3 em comparação com os Modelos #1 e #2.

Para verificar se as diferenças entre os modelos são estatisticamente significativas, podemos utilizar o teste da razão de verossimilhança (LR test), que compara dois modelos aninhados. Esse teste segue uma distribuição qui-quadrado com graus de liberdade (DF) iguais à diferença entre os graus de liberdade dos modelos comparados.

A comparação entre os Modelos #1 e #2 foi realizada por meio do teste da razão de verossimilhança (*Likelihood Ratio Test – LRT*), adequado para modelos aninhados. Os resultados indicaram que o Modelo #2, que possui maior número de parâmetros (DF = 1088), apresentou um ajuste significativamente melhor do que o Modelo #1 (DF = 1085). A diferença entre os valores de qui-quadrado foi de 9,005, com 3 graus de liberdade, resultando em um valor-p de aproximadamente 0,029. Esse resultado sugere que a inclusão dos parâmetros adicionais no Modelo #2 contribuiu para a melhoria do ajuste do modelo aos dados, com diferença estatisticamente significativa ao nível de 5%.

A comparação entre o Modelo #1 e o Modelo #3 mostrou uma diferença de qui-quadrado de 1441,791, com 615 graus de liberdade, também com um valor-p de 0,0. Esses resultados indicam que as melhorias nos modelos são estatisticamente significativas, reforçando que os modelos mais parcimoniosos apresentam um ajuste superior.

A comparação entre o Modelo #2 (DF = 1088) e o Modelo #3 (DF = 470), realizada por meio do teste da razão de verossimilhança, indicou que o Modelo #3 apresenta um ajuste significativamente superior. A diferença entre os valores de qui-quadrado foi de 1450,796, com 618 graus de liberdade, resultando em um valor-p inferior a 0,001. Esse resultado confirma que o Modelo #3 oferece um ajuste substancialmente melhor aos dados, sendo estatisticamente superior ao Modelo #2.

#### 4.2.6.2

#### **Comparação dos coeficientes padronizados estimados dos Modelos #1, #2 e #3**

Com relação aos coeficientes padronizados estimados, no Modelo #2, a maioria das relações foi estatisticamente significativa a um valor-p < 0,001. Duas relações apresentaram significância estatística a um nível de 5% (PEOU → ATT e PUB → ATT), enquanto a relação HOPE → PEOU não foi estatisticamente significativa (p = 0,442). Além disso, a relação HOPE → ATT também não foi significativa (p = 0,112). No Modelo #3, todas as relações testadas foram estatisticamente significativas, sendo a relação ATT → BI significativa a um valor-p < 0,05, e as demais a um valor-p < 0,001.

No Modelo #3, diferente do Modelo #2, houve uma alteração fundamental nas relações com o construto Esperança no Aconselhamento (HOPE). No Modelo #2, a esperança influenciava diretamente o Ajuste entre Tarefa e Tecnologia (TTF) (0,940; p < 0,001), a Autoeficácia (SEY) (0,854; p < 0,001), a Confiança (TRUST) (0,955; p < 0,001), a Utilidade Percebida (PUB) (0,700; p < 0,001), e

também a Facilidade de Uso Percebida (PEOU), embora esta última relação não tenha sido estatisticamente significativa ( $-0,139$ ;  $p = 0,442$ ). Houve ainda uma tentativa de modelagem direta da relação entre Esperança e Atitude (ATT), que não apresentou significância estatística ( $-0,530$ ;  $p = 0,112$ ). No Modelo #3, a estrutura foi modificada, e a esperança passou a influenciar diretamente a Facilidade de Uso Percebida (PEOU) ( $0,811$ ;  $p < 0,001$ ) e a Utilidade Percebida (PUB) ( $0,655$ ;  $p < 0,001$ ), permitindo explorar o efeito direto da esperança em percepções-chave de usabilidade e valor da tecnologia.

A Facilidade de Uso Percebida (PEOU) apresentou um efeito direto e significativo sobre a Atitude (ATT) tanto no Modelo #2 ( $0,347$ ;  $p = 0,027$ ) quanto no Modelo #3 ( $0,388$ ;  $p < 0,001$ ). A Utilidade Percebida (PUB) exerceu influência direta e significativa sobre a Atitude (ATT) nos dois modelos — no Modelo #2 ( $0,331$ ;  $p = 0,046$ ) e no Modelo #3 ( $0,573$ ;  $p < 0,001$ ) — indicando que a percepção de utilidade contribui diretamente para a formação de atitudes positivas em relação ao uso da tecnologia.

A relação entre Atitude (ATT) e Intenção Comportamental (BI) foi significativa nos dois modelos, com magnitude mais alta no Modelo #2 ( $0,832$ ;  $p < 0,001$ ) em comparação ao Modelo #3 ( $0,345$ ;  $p = 0,008$ ), mantendo-se como um preditor importante da predisposição ao uso. No Modelo #3, a Utilidade Percebida (PUB) também passou a exercer influência direta sobre a Intenção Comportamental (BI) ( $0,500$ ;  $p < 0,001$ ), sugerindo um caminho adicional de influência direta, além da via indireta mediada pela atitude.

Quanto às proporções de variância explicada, no Modelo #2, foram explicados 69,3% da Intenção Comportamental (BI), 93% da Atitude (ATT), 82% da Facilidade de Uso Percebida (PEOU), 72,2% da Autoeficácia (SEY), 88,3% do Ajuste entre Tarefa e Tecnologia (TTF) e 89,4% da Confiança (TRUST). Já no Modelo #3, foram explicados 68% da Intenção Comportamental (BI), 86,2% da Atitude (ATT), 65,8% da Facilidade de Uso Percebida (PEOU) e 89,5% da Utilidade Percebida (PUB).

Observa-se que o Modelo #2 apresentou maior proporção de variância explicada para a Intenção Comportamental, Facilidade de Uso Percebida e Atitude. A elevada variância explicada da Confiança e do Ajuste entre Tarefa e Tecnologia no Modelo #2 reflete a forte influência da esperança sobre esses construtos nesse modelo, enquanto no Modelo #3 destaca-se a variância explicada da Utilidade Percebida, relacionada à reestruturação proposta. Apesar das diferenças estruturais, ambos os modelos demonstram poder preditivo substancial para a Intenção Comportamental, com proporções de variância explicada bastante próximas.

Tabela 11: Coeficientes Padronizados Estimados e Significâncias para os Modelos Estruturais Alternativos (Modelos #2 e #3)

Relação Proposta	Modelo #2	<i>p-value</i>	Modelo #3	<i>p-value</i>
HOPE→SEY	0,854	<0,001	n.a	n.a
HOPE→TTF	0,940	<0,001	n.a	n.a
HOPE→TRUST	0,955	<0,001	n.a	n.a
HOPE→PUB	0,700	<0,001	0,655	<0,001
HOPE→PEOU	-0,139	0,442	0,811	<0,001

HOPE→ATT	-0,530	0,112	n.a	n.a
SEY→PEOU	0,460	<0,001	n.a	n.a
TTF→PEOU	0,649	<0,001	n.a	n.a
TRUST→ATT	1,007	0,001	n.a	n.a
PEOU→ATT	0,347	0,027	0,388	<0,001
PEOU→PUB	0,493	0,004	0,334	<0,001
PUB→BI	n.a	n.a	0,500	<0,001
PUB→ATT	0,331	0,046	0,573	<0,001
ATT→BI	0,832	<0,001	0,345	0,008

Fonte: Autoria própria

#### 4.2.6.3

#### Comparação da proporção da variância explicada

As Tabelas 12 e 13, apresentam a proporção da variância explicada da Atitude e da Intenção de Uso, respectivamente.

No Modelo #1, estima-se que os preditores de Atitude expliquem 96,9% de sua variância. Em outras palavras, a variância do erro de Atitude é de aproximadamente 3,1% da variância da própria Atitude. Estima-se que no Modelo #2 os preditores de Atitude expliquem 98,8% de sua variância. Em outras palavras, a variância do erro de Atitude é de aproximadamente 1,2% da variância da própria Atitude. Já no Modelo #3 estima-se que os preditores de Atitude expliquem 86,2% de sua variância. Ou seja, a variância do erro de Atitude é de aproximadamente 13,8% da variância da própria Atitude.

Tabela 12: Proporção da variância da atitude explicada para os Modelos Estruturais (Modelos #1, #2 e #3)

Modelo	Proporção da variância da Atitude explicada
Modelo #1	96,9%
Modelo #2	98,8%
Modelo #3	86,2%

Fonte: Autoria própria

No Modelo #1, estima-se que os preditores de Intenção de Uso expliquem 68,2% de sua variância. Em outras palavras, a variância do erro de Intenção de Uso é de aproximadamente 31,8% da variância da própria Intenção de Uso. Estima-se que no Modelo #2 os preditores de Intenção de Uso expliquem 70% de sua variância. Em outras palavras, a variância do erro de Intenção de Uso é de aproximadamente 30% da variância da própria Atitude. Já no Modelo #3 estima-se que os preditores de Intenção de Uso expliquem 68% de sua variância.

Ou seja, a variância do erro de Intenção de Uso é de aproximadamente 32% da variância da própria Intenção de Uso.

Tabela 13: Proporção da variância da Intenção de Uso explicada para os Modelos Estruturais (Modelos #1, #2 e #3)

Modelo	Proporção da variância da Intenção de Uso explicada
Modelo #1	68,2%
Modelo #2	70%
Modelo #3	68%

Fonte: Autoria própria

### 4.3 Discussão dos Resultados

Esta seção discute os resultados da pesquisa sobre a adoção de tecnologia no aconselhamento, suas implicações e o bom ajuste dos modelos. As evidências sustentam a relevância das relações propostas entre a Esperança no Aconselhamento, a Facilidade de Uso Percebida, a Utilidade Percebida, a Atitude e a Intenção Comportamental, e a variância explicada da Intenção Comportamental também é analisada.

#### 4.3.1 Discussão de Resultados do Modelo 1

##### 4.3.1.1 Influência da Esperança na Adoção de *Chatbot* de Aconselhamento por IA

Este estudo propôs um modelo integrando a Teoria da Esperança (Snyder, 2002) ao Modelo de Aceitação de Tecnologia (TAM) (Davis, 1989), com o intuito de compreender os fatores que influenciam a adoção de agentes conversacionais baseados em inteligência artificial no contexto da saúde mental. A esperança foi operacionalizada como crença motivacional na possibilidade de mudança por meio do aconselhamento, enquanto o TAM orientou a análise de construtos como Facilidade de Uso Percebida, Utilidade Percebida, Atitude e Intenção Comportamental.

Os resultados revelaram que a Esperança no Aconselhamento não apresentou efeitos diretos estatisticamente significativos sobre a Facilidade de Uso Percebida ( $H_1$ ,  $p = 0,356$ ), sobre a Atitude ( $H_3$ ,  $p = 0,136$ ) ou sobre a Intenção Comportamental ( $H_4$ ,  $p = 0,109$ ). No entanto, foi identificada uma relação direta significativa entre Esperança e Utilidade Percebida ( $H_2$ ,  $\beta = 0,701$ ,  $p = 0,004$ ), indicando que participantes com níveis mais altos de esperança tendem a perceber o *chatbot* como mais útil. Além disso, a esperança influenciou diretamente os construtos Autoeficácia ( $H_6$ ,  $\beta = 0,854$ ,  $p < 0,001$ ), Ajuste entre

Tarefa e Tecnologia ( $H_5$ ,  $\beta = 0,939$ ,  $p < 0,001$ ) e Confiança ( $H_7$ ,  $\beta = 0,955$ ,  $p < 0,001$ ), o que evidencia seu papel estruturante dentro do modelo proposto.

Esses achados contribuem para uma compreensão mais aprofundada do papel da esperança como um fator psicológico relevante na aceitação de tecnologias voltadas à saúde mental. De acordo com a Teoria da Esperança (Snyder, 2002), indivíduos esperançosos são capazes de estabelecer objetivos desejados, identificar caminhos (*pathways*) para atingi-los e mobilizar motivação (*agency*) para agir. No contexto da saúde mental, essa estrutura conceitual torna-se ainda mais importante: indivíduos que almejam superar dificuldades emocionais tendem a buscar soluções percebidas como viáveis e acessíveis. A tecnologia, nesse cenário, pode ser interpretada como um caminho em direção ao bem-estar — e a esperança se torna uma lente por meio da qual essa adequação é percebida.

No *survey* com experimentação da tecnologia, os participantes foram convidados a interagir com um *chatbot* de IA voltado à saúde mental, dentro de um cenário simulado de ansiedade no trabalho. Essa vivência permitiu que os respondentes formassem impressões mais concretas sobre a ferramenta, contribuindo para avaliações realistas de sua aplicabilidade. Ainda que muitos tenham demonstrado uma expectativa positiva em relação ao uso da tecnologia, os dados indicam uma aceitação mais condicional do que entusiástica, refletindo não apenas julgamentos técnicos, mas também receios quanto à adequação do *chatbot* a contextos emocionalmente complexos.

Por exemplo, à afirmação “Aconselhamento psicológico utilizando ChatGPT (Mental Health GPT) me ajudaria a identificar formas de melhorar meu bem-estar”, 56,1% dos respondentes concordaram (total ou parcialmente), 28,3% discordaram, e 15,5% se mantiveram neutros. A prevalência de respostas em “concordo parcialmente” sugere que os participantes reconhecem o potencial da ferramenta, mas hesitam diante de possíveis limitações — sejam técnicas, emocionais ou contextuais.

Assim, este estudo destaca a esperança como um motivador inicial poderoso, especialmente em contextos delicados como o da saúde mental. A esperança não atua de forma isolada: sua influência se dá, principalmente, por meio de efeitos indiretos que ativam crenças cognitivas (como a percepção de utilidade e autoeficácia), avaliações emocionais (como a confiança) e percepções de alinhamento funcional com as necessidades do usuário (ajuste entre tarefa e tecnologia). Como indicam Bennion et al. (2020) e Raile (2024), a aceitação de tecnologias digitais em saúde mental envolve não apenas julgamento técnico, mas também respostas emocionais e simbólicas. A esperança, nesse processo, cumpre uma função essencial ao impulsionar a busca por soluções, mesmo que sua influência seja mais indireta e estruturante do que decisiva nos resultados finais.

#### **4.3.1.2**

#### **Influência do Ajuste entre Tarefa de aconselhamento e Tecnologia de inteligência artificial na Adoção de Chatbot**

O Ajuste entre Tarefa e Tecnologia (TTF) manifesta-se como um antecedente relevante para a Facilidade de Uso Percebida no contexto do *chatbot* de aconselhamento por inteligência artificial. Os resultados da modelagem indicam que a percepção de que o *chatbot* se alinha às necessidades de aconselhamento impacta diretamente e positivamente a facilidade com que os usuários

acreditam poder utilizar a tecnologia, o que encontra respaldo na literatura sobre o tema (Dishaw & Strong, 1999; Becker, 2016).

Conforme a introdução desta tese aponta, a pandemia de COVID-19 acelerou a adoção de novas tecnologias em diversos setores, incluindo a saúde mental digital. Nesse contexto, a percepção de que uma tecnologia como um *chatbot* de aconselhamento se ajusta à tarefa de buscar suporte para o bem-estar mental torna-se crucial para sua aceitação. Os resultados sugerem que um indivíduo que percebe que o *chatbot* pode auxiliá-lo na compreensão de seus problemas de saúde mental e na identificação de objetivos de melhoria (alto TTF) tenderá a considerar a ferramenta mais fácil de usar. Tal fenômeno pode ocorrer devido ao fato de que uma tecnologia bem alinhada com as necessidades do usuário demanda menos esforço para ser compreendida e utilizada (Davis, 1989).

Além disso, a relação entre a Esperança (HOPE) e o Ajuste entre Tarefa e Tecnologia (TTF) revela um papel mediador da motivação na aceitação do *chatbot*. De acordo com a Teoria da Esperança (Snyder, 2002), indivíduos esperançosos têm maior tendência a identificar e buscar caminhos que os ajudem a alcançar suas metas. Nesse sentido, a percepção de que a tecnologia está ajustada à tarefa de buscar suporte para a saúde mental pode ser vista como uma forma de "caminho" para o indivíduo, facilitando a adesão ao uso do *chatbot*. Ou seja, a esperança de alcançar uma melhoria na saúde mental pode impulsionar a percepção de que a tecnologia é uma solução apropriada e acessível para essa tarefa.

No entanto, a utilidade, que pode ser estabelecida quando o usuário percebe que a tecnologia é adequada para o propósito a que se destina, não foi influenciada pelo ajuste entre tarefa e tecnologia, diferente do esperado pela literatura. A literatura sobre *m-mental health* ressalta a importância de tecnologias que atendam precisamente às necessidades terapêuticas dos usuários para promover a aceitação (Becker, 2016), e o TTF não foi suficiente para capturar essa adequação percebida. Um fator contextual importante pode ser o fato de que a experiência guiada envolveu um cenário específico de ansiedade no trabalho. Embora o *chatbot* tenha sido projetado para auxiliar os usuários em questões relacionadas à saúde mental, o foco exclusivo em um único problema — a ansiedade no trabalho — pode não ter sido suficientemente abrangente para capturar as necessidades terapêuticas mais amplas de cada participante.

Além disso, a percepção de adequação da tecnologia pode ser influenciada pela generalização do seu uso em situações do cotidiano. Se os participantes se encontraram em um contexto altamente específico (ansiedade no trabalho), eles podem ter sentido que o *chatbot* não estava completamente ajustado às suas necessidades pessoais ou às suas experiências individuais de saúde mental. Em outras palavras, enquanto a ansiedade no trabalho é um problema relevante para muitos, a percepção de utilidade pode ter sido limitada, já que os participantes podem ter buscado uma abordagem mais holística para questões de saúde mental que vão além de um cenário específico de estresse profissional.

Além disso, a experiência guiada pode ter sido vista por alguns como uma interação mais instrumental, ou seja, com um foco mais em instruções do que em uma experiência de aconselhamento verdadeiramente empática ou adaptável às diversas necessidades emocionais e psicológicas dos participantes. Isso pode ter afetado negativamente a percepção da adequação do *chatbot* para as questões de saúde mental mais amplas, reduzindo o impacto do TTF na utilidade percebida.

Como observam Jarupathirun & Zahedi (2007), a percepção de que a tecnologia se ajusta à tarefa pode influenciar a facilidade de uso de forma indireta. A percepção de que o *chatbot* está bem ajustado às necessidades de saúde mental pode ser vista como um indicativo inicial de sua facilidade de uso potencial, como afirmado pelo Modelo de Aceitação de Tecnologia (Davis et al., 1989). Ou seja, mesmo sem impacto direto sobre a atitude, o Ajuste entre Tarefa e Tecnologia pode contribuir indiretamente para a adoção do *chatbot* ao facilitar a experiência do usuário no uso da tecnologia.

Quando questionados se “A inteligência artificial (conforme usada no ChatGPT para Saúde Mental testado) é apropriada para discutir questões relacionadas à saúde mental”, os resultados revelaram que 22,9% dos participantes discordaram totalmente e 26,1% discordaram parcialmente, totalizando 49% com percepções predominantemente negativas. Outros 17,4% permaneceram neutros, enquanto 26,8% concordaram parcialmente e 6,8% concordaram totalmente. Ou seja, cerca de um terço dos respondentes demonstrou percepção positiva sobre a adequação da IA para discussões sobre saúde mental. Por outro lado, quando os participantes avaliaram a assertiva “A inteligência artificial (conforme usada no ChatGPT para Saúde Mental testado) é útil para fornecer informações ou apoio sobre saúde mental”, os resultados foram mais favoráveis: 47,4% concordaram parcialmente e 19% concordaram totalmente, somando 66,4% de concordância. Apenas 11,9% discordaram totalmente e 10,3% discordaram parcialmente, enquanto 11,3% permaneceram neutros.

Esse contraste entre a percepção de adequação e a percepção de utilidade sugere que, embora muitos participantes reconheçam o potencial da tecnologia para fornecer informações e algum nível de apoio, há uma cautela significativa quanto à sua aptidão para lidar com a complexidade e a sensibilidade envolvidas no aconselhamento psicológico. Tal percepção pode ajudar a explicar por que o ajuste entre tarefa e tecnologia mostrou-se relevante para a facilidade de uso percebida. A ausência de um impacto direto pode, portanto, refletir um julgamento mais crítico por parte dos usuários quanto à profundidade e à natureza do suporte esperado de uma ferramenta digital no contexto da saúde mental. Ainda que a tecnologia seja percebida como funcional e relativamente fácil de usar, sua aceitação parece depender também de uma avaliação subjetiva sobre sua legitimidade e capacidade simbólica de ocupar um espaço tradicionalmente atribuído ao cuidado humano. Esses achados reforçam a necessidade de considerar não apenas aspectos técnicos e funcionais, mas também a construção de confiança simbólica e relacional no desenvolvimento de tecnologias aplicadas ao cuidado psicológico.

#### **4.3.1.3 Influência da Confiança na Adoção de *Chatbot* de Aconselhamento por IA**

A confiança é um construto essencial para a adoção de tecnologias digitais, particularmente no contexto da saúde mental, onde os usuários frequentemente enfrentam questões sensíveis, como vulnerabilidade emocional, estigmas e inseguranças relacionadas ao cuidado psicológico. No caso dos *chatbots* de aconselhamento por inteligência artificial, a confiança não se refere apenas à confiabilidade técnica do sistema, mas também à crença do usuário na capacidade da tecnologia de fornecer suporte seguro, confidencial e eficaz para

questões tão delicadas como a saúde mental. No ambiente digital, a confiança se constrói quando os usuários percebem a tecnologia como segura e capaz de respeitar sua privacidade e lidar com seus problemas emocionais de maneira apropriada (Morgan & Hunt, 1994; Rousseau et al., 1998; Bart et al., 2005). A confiança, portanto, é particularmente crucial no contexto de saúde mental, onde os usuários estão mais propensos a compartilhar informações pessoais e íntimas, sendo essencial que a tecnologia seja percebida como capaz de lidar com esses dados de forma ética e profissional.

Os resultados do modelo proposto revelaram um efeito positivo e significativo da Confiança sobre a Atitude em relação ao uso do *chatbot*, indicando que, quanto mais confiança os participantes têm na ferramenta, mais positiva tende a ser sua atitude em relação ao uso dessa tecnologia para questões de saúde mental. Este resultado alinha-se com a literatura existente, que aponta a confiança como um fator determinante para a formação de uma atitude positiva em relação ao uso de tecnologias digitais (Urban et al., 2009). No contexto de saúde mental digital, a confiança é ainda mais relevante, pois os usuários precisam acreditar que a tecnologia não só protegerá seus dados, mas também que será capaz de proporcionar a ajuda que eles buscam. A literatura em saúde digital (Van Velsen et al., 2017) sugere que a confiança é afetada pela percepção de segurança e pela crença de que a tecnologia atenderá adequadamente às necessidades terapêuticas. Em um contexto de aconselhamento psicológico, a confiança é fundamental para garantir que os usuários se sintam confortáveis em compartilhar suas preocupações e interagir com a tecnologia.

A análise confirmou uma relação significativa entre a Esperança e a Confiança, evidenciando que usuários com maior esperança de alcançar melhorias em sua saúde mental tendem a confiar mais na tecnologia. Esse resultado está em linha com a Teoria da Esperança de Snyder (2002), que propõe que os indivíduos, ao visualizarem a possibilidade de alcançar seus objetivos (no caso, a melhoria da saúde mental), se tornam mais propensos a confiar nas ferramentas e recursos disponíveis para ajudá-los a atingir esses objetivos. Nesse sentido, o *chatbot* de IA é percebido como um "caminho" viável para atingir a meta de bem-estar emocional, reforçando a confiança dos usuários na tecnologia como uma solução potencial para seus problemas.

Embora a Confiança tenha sido um fator significativo para a formação da Atitude em relação ao uso do *chatbot*, não teve impacto significativo sobre a Percepção de Utilidade Percebida (PUB). Isso sugere que, apesar da confiança no sistema, os participantes não necessariamente associaram a ferramenta à sua utilidade prática para a resolução de questões de saúde mental. A confiança, portanto, não se converteu automaticamente em uma percepção de que o *chatbot* poderia efetivamente atender às suas necessidades. Esse ponto é relevante, pois no contexto de saúde mental, a utilidade percebida de uma tecnologia depende da percepção dos usuários de que ela será capaz de proporcionar um suporte eficaz e significativo, algo que pode ser mais difícil de garantir em tecnologias novas ou não suficientemente desenvolvidas.

A Confiança teve um impacto significativo na Atitude em relação ao uso do *chatbot*, o que reforça a ideia de que, no contexto de saúde mental, a confiança na tecnologia é um fator chave para a aceitação. Quando os usuários confiam na tecnologia, eles estão mais dispostos a utilizá-la. Esse resultado é particularmente importante, pois sugere que a construção de confiança é uma etapa inicial essencial no processo de adoção, principalmente em áreas tão sensíveis como o

cuidado com a saúde mental. A confiança é fundamental para que os usuários se sintam seguros para adotar a tecnologia como parte de sua rotina de cuidado psicológico.

As respostas dos participantes refletem como a confiança influencia a disposição para utilizar o *chatbot*. Quando questionados sobre sua confiança ao usar a inteligência artificial para buscar apoio psicológico, 45,1% dos participantes manifestaram uma posição desfavorável, mas 37,4% estavam favoráveis e 17,4% neutros. Esse dado mostra que, embora a confiança na tecnologia seja uma questão central, ela ainda está longe de ser universalmente aceita, especialmente em áreas tão íntimas quanto a saúde mental. A percepção de que a IA pode oferecer um apoio adequado pode ser uma barreira significativa para sua aceitação.

Além disso, quando os participantes foram questionados sobre sua confiança em relação à IA para discutir questões de saúde mental, 59,4% mostraram uma percepção desfavorável, sugerindo que a confiança nos *chatbots* ainda é um desafio considerável. No entanto, a questão "Me sinto confortável ao interagir com a inteligência artificial durante a conversa" revelou uma atitude mais equilibrada, com 45,5% de respostas favoráveis, o que indica que o desconforto com a tecnologia em si pode não ser a principal barreira. Isso destaca que, no contexto de saúde mental, o problema central pode estar mais relacionado à percepção de competência e credibilidade da tecnologia do que à interação direta com ela.

Embora a Confiança tenha influenciado positivamente a Atitude dos participantes em relação ao uso do *chatbot* (H14), ela não teve um impacto significativo sobre a Percepção de Utilidade Percebida (H13). Isso sugere que, apesar de uma base de confiança na tecnologia, os usuários não necessariamente perceberam que o *chatbot* poderia ser útil para lidar com seus desafios de saúde mental. Essa falta de correspondência pode ser explicada pela natureza complexa e emocional da saúde mental, onde os usuários exigem mais do que simples respostas automatizadas: eles buscam empatia, compreensão e soluções personalizadas, que os *chatbots* podem não ser capazes de oferecer de forma completa.

Em conclusão, a confiança desempenha um papel fundamental na aceitação de *chatbots* de aconselhamento por inteligência artificial, especialmente no contexto da saúde mental. A construção de confiança é essencial para que os usuários se sintam seguros para usar a tecnologia em situações tão sensíveis. No entanto, a confiança por si só não é suficiente para garantir a percepção de utilidade da tecnologia, o que sugere que a confiança deve ser acompanhada de um esforço para demonstrar o valor prático e eficaz da ferramenta. Isso implica em estratégias que não apenas assegurem a segurança e a privacidade dos dados, mas também que a tecnologia seja percebida como uma solução viável e eficaz para os problemas de saúde mental. A confiança e a credibilidade, aliadas à clareza sobre os benefícios práticos do uso do *chatbot*, são essenciais para promover a aceitação e a adoção dessa tecnologia na saúde mental digital.

#### 4.3.1.4

#### Influência dos Antecedentes da Atitude na Adoção de *Chatbot* de Aconselhamento por IA

Dois dos antecedentes da Atitude em relação ao uso do *chatbot* de aconselhamento por inteligência artificial apresentaram efeitos diretos e positivos significativos sobre a Atitude: Confiança ( $H14, \beta = 1,072, p = 0,001$ ) e Facilidade de Uso Percebida ( $H15, \beta = 0,550, p = 0,006$ ). Por outro lado, a relação entre a Utilidade Percebida e a Atitude ( $H17, \beta = 0,149, p = 0,509$ ) não se mostrou estatisticamente significativa no modelo proposto, o que merece atenção à luz das evidências empíricas levantadas.

O resultado positivo para a Facilidade de Uso Percebida está alinhado com a proposição central do Modelo de Aceitação de Tecnologia (Davis, 1989), que postula que a crença dos usuários de que uma tecnologia será fácil de usar é determinante na formação de uma atitude favorável. Estudos posteriores (Davis et al., 1989; Venkatesh et al., 2003) têm consistentemente reforçado essa relação, inclusive no campo da saúde (Huang, 2010; Ammenwerth, 2019; Peixoto et al., 2022). Ao analisar as frequências das respostas de perguntas individuais da escala, observa-se que 61,3% dos participantes avaliaram positivamente a facilidade de aprendizado do uso da IA para fins de aconselhamento em saúde mental, e 56,7% consideraram simples sua utilização. Ainda que 25–30% tenham expressado alguma resistência, o padrão geral aponta para uma aceitação majoritariamente positiva da usabilidade do *chatbot*, o que reforça seu papel como um dos principais antecedentes da Atitude.

A Confiança, por sua vez, apresentou o efeito mais robusto sobre a Atitude entre todas as variáveis do modelo. Esse achado é coerente com a literatura sobre tecnologias de saúde digital (Van Velsen et al., 2017; Beldad & Hegner, 2018), que destaca a confiança como fator central para a aceitação de ferramentas que lidam com dados sensíveis e oferecem suporte psicológico. Em um contexto como o da saúde mental — em que o vínculo, a credibilidade e a percepção de cuidado são fundamentais —, confiar na plataforma, na segurança das informações e na capacidade do agente conversacional de lidar com questões emocionais torna-se um pré-requisito para a formação de atitudes favoráveis. Assim, a confiança não apenas media percepções cognitivas sobre a tecnologia, mas também se ancora em julgamentos afetivos e simbólicos, essenciais em temas emocionalmente carregados.

Por outro lado, a ausência de um efeito significativo da Utilidade Percebida na Atitude ( $H17$ ) — contrariando a previsão do TAM — sugere que os participantes podem ainda não reconhecer plenamente o valor prático do *chatbot* no contexto da saúde mental. Essa lacuna pode indicar que, embora os usuários percebam que a tecnologia é fácil de usar, a efetividade percebida ou os resultados esperados no cuidado psicológico ainda não são suficientes para consolidar uma avaliação positiva da ferramenta. Ao analisar as respostas às escalas aplicadas, observa-se esse padrão: à afirmação “Considero a inteligência artificial útil para conversar sobre saúde mental”, 50% responderam de forma favorável, 16,5% mantiveram posição neutra e 33,5% manifestaram percepção desfavorável. Quando questionados se “Considero uma boa ideia utilizar a inteligência artificial para discutir questões relacionadas à saúde mental”, 39,7% concordaram, 14,2% foram neutros e 46,1% discordaram. Esses dados sugerem um cenário de ambivalência, em que uma parte expressiva dos respondentes ainda hesita em

reconhecer o *chatbot* como uma solução eficaz para lidar com questões de saúde mental.

A variável Atitude, conforme previsto tanto pela Teoria da Ação Racionalizada (Ajzen & Fishbein, 1980) quanto pelo próprio TAM (Davis, 1993), teve efeito positivo e significativo sobre a Intenção Comportamental ( $H19, \beta = 0,411, p = 0,002$ ), confirmando seu papel como elo entre as avaliações da tecnologia e o comportamento futuro. No entanto, as análises mostraram que nem todas as variáveis associadas a Atitude e Intenção se confirmaram como preditores. Por exemplo, Esperança não influenciou diretamente a Atitude ( $H3, \beta = -0,550, p = 0,136$ ) nem a Intenção Comportamental ( $H4, \beta = 0,219, p = 0,109$ ). Além disso, Autoeficácia também não influenciou diretamente a Atitude ( $H12, \beta = -0,233, p = 0,072$ ). Esses resultados sugerem que, embora esses construtos desempenhem papéis importantes como antecedentes indiretos, sua influência depende da mediação por variáveis mais instrumentais — como Confiança e Facilidade de Uso Percebida.

Portanto, os resultados empíricos reforçam que, embora melhorias técnicas no *chatbot* — como usabilidade e segurança — sejam relevantes, aspectos emocionais e subjetivos desempenham papel decisivo na aceitação da tecnologia. A confiança demonstrou ser um dos principais determinantes da atitude, evidenciando que, em contextos sensíveis como o da saúde mental, os usuários buscam mais do que funcionalidade: buscam segurança emocional, credibilidade e vínculo. Ainda que a esperança não tenha apresentado efeitos diretos significativos no modelo, seu papel como motivador intrínseco não deve ser descartado, especialmente considerando a natureza simbólica da busca por ajuda psicológica. Assim, modelos explicativos da adoção de tecnologias no campo da saúde devem ir além de variáveis instrumentais e incorporar, de forma mais robusta, dimensões afetivas e motivacionais, que refletem os desafios e anseios reais dos usuários. O reconhecimento e fortalecimento dessas dimensões é essencial para consolidar atitudes favoráveis e promover intenções de uso mais consistentes e sustentáveis ao longo do tempo.

#### **4.3.2**

#### **Discussão de Resultados do Modelo 2**

O Modelo #2 teve como objetivo refinar a análise da aceitação de *chatbots* de aconselhamento por inteligência artificial, a partir da exclusão dos caminhos diretos entre Esperança no Aconselhamento e os construtos Atitude e Intenção Comportamental. Essa decisão foi sustentada pela ausência de significância estatística dessas relações no modelo anterior, indicando que o efeito da esperança poderia estar mediado por outras variáveis cognitivas. O modelo manteve a presença da esperança como variável antecedente de Autoeficácia, Ajuste entre Tarefa e Tecnologia, Confiança, Utilidade Percebida e Facilidade de Uso Percebida, com o objetivo de identificar seus efeitos indiretos no processo de adoção da tecnologia.

Os índices de ajuste do Modelo #2 permaneceram equivalentes aos observados anteriormente ( $CFI = 0,909$ ;  $TLI = 0,901$ ;  $RMSEA = 0,063$ ), confirmindo a adequação do modelo mesmo após a reconfiguração estrutural. A qualidade do ajuste sugere que a retirada das relações diretas com a esperança não comprometeu a explicação global do modelo, permitindo um olhar mais acurado

sobre os mecanismos intermediários que sustentam a formação de atitudes e intenções.

Os resultados indicaram que a Esperança no Aconselhamento exerceu forte influência sobre variáveis mediadoras: Autoeficácia ( $\beta = 0,854$ ,  $p < 0,001$ ), Ajuste entre Tarefa e Tecnologia ( $\beta = 0,940$ ,  $p < 0,001$ ), Confiança na Tecnologia ( $\beta = 0,955$ ,  $p < 0,001$ ) e Utilidade Percebida ( $\beta = 0,700$ ,  $p < 0,001$ ). Contudo, a relação entre esperança e Facilidade de Uso Percebida não foi significativa ( $\beta = -0,139$ ,  $p = 0,442$ ), indicando que o otimismo em relação à mudança por meio do aconselhamento não se traduz diretamente em percepções sobre a usabilidade da tecnologia.

A Facilidade de Uso Percebida, por sua vez, influenciou positivamente a Atitude ( $\beta = 0,347$ ,  $p = 0,027$ ) e a Utilidade Percebida ( $\beta = 0,493$ ,  $p = 0,004$ ), reafirmando sua relevância no Modelo de Aceitação de Tecnologia (TAM). Além disso, a Confiança demonstrou forte impacto sobre a Atitude ( $\beta = 1,007$ ,  $p = 0,001$ ), e esta, por sua vez, influenciou significativamente a Intenção Comportamental ( $\beta = 0,832$ ,  $p < 0,001$ ). Tais resultados reiteram o papel central das percepções cognitivas e afetivas na formação da intenção de uso de tecnologias digitais, especialmente em contextos sensíveis como o da saúde mental.

Complementarmente, os dados de percepção direta dos participantes revelaram uma aceitação ainda cautelosa da tecnologia. Quando questionados sobre a sabedoria em utilizar inteligência artificial para acessar cuidados médicos, apenas 27,8% dos respondentes se mostraram favoráveis, enquanto 54,5% expressaram discordância. Quanto à atratividade da tecnologia, houve um leve equilíbrio: 43,5% favoráveis e 42,3% desfavoráveis, sugerindo hesitação diante do uso da IA em um contexto de cuidado emocional.

A intenção de uso futuro também foi avaliada de maneira multifacetada. Em relação ao uso do *chatbot* para conversar sobre saúde mental, 27,1% indicaram disposição favorável, enquanto 53,2% se mostraram contrários. Para buscar apoio ou informações, 36,1% dos participantes se mostraram favoráveis, número que caiu para 29,3% quando a pergunta abordou diretamente a probabilidade de uso no futuro. Esses dados indicam uma receptividade limitada e uma percepção crítica em relação à adoção da IA como mediadora de interações terapêuticas.

Em conjunto, os resultados do Modelo #2 mostram que a Esperança no Aconselhamento exerce um papel relevante, ainda que indireto, na formação das percepções que sustentam a atitude e a intenção de uso. A influência da esperança se manifesta de forma significativa sobre variáveis cognitivas fundamentais, como Confiança, Autoeficácia e Utilidade Percebida, sugerindo que o estado emocional do indivíduo molda sua percepção sobre os atributos da tecnologia, mesmo que não impacte diretamente sua intenção de adotá-la. Esse entendimento amplia a compreensão dos caminhos psicológicos que afetam a aceitação de tecnologias de apoio à saúde mental, sinalizando pontos de atenção para estratégias de comunicação e desenvolvimento dessas ferramentas.

#### **4.3.3**

#### **Discussão de Resultados do Modelo 3**

Os resultados do Modelo #3 corroboram a importância da Esperança como fator motivacional para a aceitação de tecnologias emergentes no campo da saúde

mental. A esperança influencia positivamente as percepções de utilidade e facilidade de uso, que, por sua vez, moldam as atitudes e intenções dos usuários, levando à maior aceitação do *chatbot* como uma ferramenta de apoio psicológico. Isso reforça a relevância da teoria da esperança na análise da adoção de tecnologias de saúde mental e aponta para a necessidade de considerar aspectos emocionais e motivacionais no desenvolvimento e implementação de tais soluções.

A relação significativa entre Esperança e Percepção de Utilidade (PUB) sugere que, quanto mais alta a esperança, maior a percepção de utilidade do *chatbot* para o aconselhamento psicológico. Este resultado está em linha com a teoria de Snyder (2002), que descreve a esperança como um fator motivacional que orienta os indivíduos em direção a resultados positivos e desejáveis. Nesse caso, a esperança pode estar ajudando os indivíduos a acreditar na capacidade do *chatbot* de promover mudanças positivas em sua saúde mental. A percepção de utilidade é um dos principais determinantes da aceitação tecnológica, como observado por Davis (1989) em seu Modelo de Aceitação de Tecnologia (TAM), e esse efeito destaca o papel da esperança como motivadora da crença no potencial da tecnologia.

A relação positiva entre Esperança e Percepção de Facilidade de Uso (PEOU) sugere que os participantes mais esperançosos tendem a ver o *chatbot* como mais fácil de usar. Isso reforça a ideia de que a esperança não só motiva os indivíduos a buscar soluções tecnológicas, mas também pode influenciar sua percepção da simplicidade e acessibilidade dessas soluções. A relação entre a esperança e a percepção de facilidade de uso é relevante, pois um dos pilares do TAM é justamente a percepção de que a tecnologia é fácil de usar, o que pode levar à adoção e ao uso contínuo (Venkatesh et al., 2003). Neste contexto, a Esperança parece facilitar a aceitação da tecnologia, promovendo uma avaliação positiva de sua usabilidade.

A Percepção de Facilidade de Uso (PEOU) influencia significativamente as Atitudes (ATT) em relação ao *chatbot*. Este resultado está em concordância com a literatura que sugere que a facilidade de uso tem um impacto direto nas atitudes em relação a uma tecnologia. Davis (1989) argumenta que quando os usuários percebem uma tecnologia como fácil de usar, suas atitudes em relação a ela tendem a ser mais positivas, o que aumenta as chances de adoção e uso continuado. No contexto da saúde mental, atitudes positivas em relação ao *chatbot* podem resultar em maior disposição para usá-lo para obter apoio psicológico.

A percepção de facilidade de uso também afeta a percepção de utilidade do *chatbot*. Isso sugere que, quando os usuários acham a tecnologia fácil de usar, eles tendem a perceber sua utilidade de forma mais positiva. Este achado reforça a ideia de que a experiência de uso das tecnologias digitais de saúde deve ser fluida e intuitiva para que os usuários reconheçam seus benefícios potenciais. Em um contexto de saúde mental, a interface do *chatbot* deve ser projetada de forma a minimizar obstáculos e maximizar a experiência positiva, o que pode levar os usuários a perceberem mais claramente os benefícios do uso.

A Percepção de Utilidade (PUB) tem um impacto significativo na Intenção de Uso (BI). Este resultado confirma a importância da percepção de utilidade como determinante chave na formação da intenção de adotar tecnologias, como demonstrado em pesquisas anteriores sobre o Modelo de Aceitação de Tecnologia (TAM). Quando os usuários percebem que o *chatbot* pode ser útil para melhorar sua saúde mental, sua intenção de usá-lo aumenta. A percepção de que a

tecnologia pode trazer benefícios tangíveis, como alívio emocional ou suporte psicológico, é um fator motivador para a adoção dessa ferramenta.

A percepção de utilidade também afeta as atitudes dos usuários em relação ao *chatbot*. Quando os usuários acreditam que a tecnologia será útil para alcançar seus objetivos de saúde mental, isso tende a gerar uma atitude mais positiva em relação à adoção do *chatbot*. Isso está alinhado com a literatura que sugere que a utilidade percebida é um dos maiores preditores das atitudes em relação à tecnologia, conforme o TAM (Davis, 1989). Esse efeito é crucial, pois atitudes positivas favorecem a intenção de uso, especialmente em contextos como o da saúde mental, onde os usuários podem ser mais relutantes em adotar novas soluções tecnológicas.

Já a Atitude influencia significativamente a Intenção de Uso (BI), o que confirma a importância das atitudes na formação da intenção de adotar tecnologias. Este é um achado crucial, pois a literatura aponta que atitudes favoráveis em relação à tecnologia, especialmente em contextos de saúde mental, são determinantes para o comportamento de adoção. Indivíduos com uma atitude positiva em relação ao uso do *chatbot* têm mais chances de utilizar a tecnologia no futuro.

#### **4.3.3.1**

#### **Influência da Esperança no Aconselhamento sobre os Antecedentes da Atitude na Adoção de Chatbot de Aconselhamento por IA**

Os resultados do Modelo #3 revelam que a Esperança desempenha um papel fundamental na formação das percepções e atitudes dos usuários em relação ao *chatbot* de IA para aconselhamento psicológico. Essa influência da esperança é especialmente relevante no contexto da saúde mental, onde as questões emocionais, como o alívio de condições psicológicas adversas, estão no centro da experiência do usuário.

De acordo com Lazarus (1991, 1999), a esperança é uma resposta emocional que mobiliza os indivíduos a buscar soluções quando se deparam com situações desafiadoras, como os problemas de saúde mental. A influência significativa da Esperança na Percepção de Utilidade (PUB) do *chatbot* sugere que os participantes acreditam que o uso dessa tecnologia pode ajudá-los a alcançar melhorias em seu bem-estar emocional. Esse achado está em linha com Snyder (2002), que destaca a esperança como um impulsionador das metas e da busca por soluções. No caso dos *chatbots* de IA, a esperança pode motivar os indivíduos a explorar novas alternativas para o aconselhamento psicológico, especialmente quando percebem que essa tecnologia pode ser útil para alcançar seus objetivos de saúde mental.

Além disso, a relação positiva entre Esperança e Percepção de Facilidade de Uso (PEOU) reflete a ideia de que, quando as pessoas estão esperançosas, elas estão mais dispostas a acreditar na facilidade de uso de novas tecnologias. Isso é consistente com a teoria do TAM, que sugere que a percepção de facilidade de uso é um fator crucial para a aceitação de tecnologia (Venkatesh et al., 2003). Em um cenário de saúde mental, onde as pessoas podem estar lidando com desafios emocionais e psicológicos, a percepção de que uma ferramenta digital é fácil de usar pode ser decisiva para sua adoção.

Em relação à Atitude e à Intenção de Uso (BI), os resultados mostram que as atitudes positivas em relação ao *chatbot*, formadas pela percepção de sua utilidade e facilidade de uso, aumentam a intenção de utilizá-lo. Esse efeito destaca a importância de um design de tecnologia que seja tanto eficaz quanto fácil de usar para aumentar a aceitação do usuário. De acordo com MacInnis & De Mello (2005), a esperança pode funcionar como um moderador, influenciando as expectativas e as escolhas dos consumidores, o que é claramente refletido no comportamento dos participantes em relação à adoção do *chatbot*.

#### **4.3.4**

#### **Discussão de Resultados na Comparaçāo dos modelos**

Os modelos estruturais testados (Modelos #1, #2 e #3) foram avaliados com base nos coeficientes padronizados, nos índices de ajuste e nas proporções de variância explicadas, e as diferenças entre eles fornecem *insights* valiosos sobre a dinâmica das variáveis no contexto do uso de *chatbots* de IA para aconselhamento psicológico.

A Tabela 10 revela os índices de ajuste para os três modelos, destacando a superioridade do Modelo #3 em termos de ajuste. O Modelo #3 apresentou o menor valor de  $\chi^2$  (977,179), o que indica um melhor ajuste aos dados em comparação com o Modelo #2 (2427,975) e o Modelo #1 (2418,970). Além disso, o Modelo #3 apresentou os melhores índices de ajuste: CFI (0,947), TLI (0,941), IFI (0,948) e RMSEA (0,059), o que sugere uma maior adequação do modelo aos dados. Embora o Modelo #2 tenha apresentado valores muito próximos, especialmente em CFI e TLI, o Modelo #3 se destaca por ser mais parcimonioso, com um número significativamente menor de parâmetros.

No Modelo #1, a variável Esperança no Aconselhamento (HOPE) teve influência significativa sobre a Utilidade Percebida (PUB) e o Ajuste entre Tarefa e Tecnologia (TTF), mas não teve impacto direto sobre a Atitude (ATT) nem sobre a Intenção Comportamental (BI). Além disso, a Facilidade de Uso Percebida (PEOU) não foi influenciada pela Esperança no Aconselhamento no Modelo #1, o que sugere que a percepção de facilidade de uso não é diretamente afetada pela esperança dos indivíduos no aconselhamento.

Já no Modelo #2, a Esperança no Aconselhamento (HOPE) exerceu influências significativas sobre a Autoeficácia (SEY), o Ajuste entre Tarefa e Tecnologia (TTF) e a Confiança na Tecnologia (TRUST). Além disso, a Esperança também teve uma relação positiva com a Utilidade Percebida (PUB), mas de forma diferente do Modelo #1, com uma forte influência sobre a Facilidade de Uso Percebida (PEOU). A Esperança no Aconselhamento, neste modelo, teve um impacto direto sobre variáveis como Autoeficácia e Confiança, mas não influenciou diretamente a Atitude (ATT), o que sugere que a Esperança afeta mais as percepções cognitivas iniciais do que a atitude diretamente.

O Modelo #3 apresentou a estrutura mais simples e eficaz, com a Esperança no Aconselhamento (HOPE) influenciando diretamente apenas a Facilidade de Uso Percebida (PEOU) e a Utilidade Percebida (PUB), e um impacto indireto sobre a Atitude (ATT) e a Intenção Comportamental (BI). A influência da Esperança foi mais voltada para as crenças iniciais relacionadas à tecnologia, como a percepção de quão útil e fácil de usar o *chatbot* seria, o que, por sua vez, influenciou a Atitude e a Intenção de Uso. A relação mais forte entre HOPE e PEOU (coeficiente de 0,811,  $p < 0,001$ ) no Modelo #3 sugere que a

Esperança no Aconselhamento pode ser um fator fundamental para moldar a percepção de acessibilidade do *chatbot*, o que pode facilitar sua adoção.

Nota-se que, para os dados deste estudo, o Modelo #1 foi capaz de explicar aproximadamente 96,9% da variância da atitude dos respondentes em relação ao uso de tecnologias de aconselhamento psicológico por meio de chatbots de IA. Este resultado está muito acima do que foi obtido em pesquisas anteriores com o modelo TAM original, o qual costuma explicar entre 17% e 39% da variância da atitude em diferentes contextos de adoção de novas tecnologias (Davis et al., 1989; Venkatesh et al., 2003). O Modelo #2 apresentou desempenho ainda mais expressivo, explicando 98,8% da variância da atitude, com apenas 1,2% atribuída à variância do erro. Já o Modelo #3, embora explique uma proporção menor (86,2%), ainda supera substancialmente os índices observados na literatura com o TAM. Cabe destacar que, neste modelo, o único construto adicional aos tradicionais do TAM foi a esperança no aconselhamento, o que evidencia seu papel relevante na formação da atitude frente ao uso de tecnologias voltadas à saúde mental. Esses achados sugerem que a esperança atua como uma variável significativa, mesmo quando isolada, reforçando sua importância teórica e prática em modelos explicativos de adoção tecnológica nesse contexto.

#### **4.3.4.1 Escolha do Modelo Final**

A decisão de optar pelo Modelo #3 como o modelo final se baseia em sua parcimônia e eficácia explicativa. Embora o Modelo #2 tenha apresentado um ajuste um pouco melhor do que o Modelo #3 em termos de alguns índices (como o CFI e o TLI), o Modelo #3 apresentou uma estrutura mais simples, com menos parâmetros, sem perder a capacidade de explicar de maneira robusta os dados. Essa simplicidade no Modelo #3 torna-o mais facilmente interpretável e teoricamente refinado, além de ser mais eficiente do ponto de vista do ajuste.

A análise dos coeficientes no Modelo #3 também demonstrou que a Esperança no Aconselhamento exerce uma influência indireta significativa, o que está alinhado com a literatura que sugere que fatores cognitivos e afetivos, como a Esperança, moldam as percepções iniciais sobre a tecnologia e, consequentemente, influenciam a Atitude e a Intenção Comportamental de forma indireta. Esse modelo parece capturar com maior precisão as relações causais entre as variáveis, sem a complexidade excessiva observada no Modelo #2, que inclui influências diretas de Esperança sobre múltiplas variáveis.

O Modelo #3 não apenas oferece uma explicação mais parcimoniosa das relações entre as variáveis, mas também contribui para o entendimento teórico de como as percepções iniciais sobre a tecnologia influenciam a adoção de *chatbots* de IA em contextos de aconselhamento psicológico. A influência da Esperança no Aconselhamento sobre a Facilidade de Uso Percebida e a Utilidade Percebida sugere que a motivação e o otimismo em relação ao aconselhamento psicológico são cruciais para a avaliação da tecnologia, impactando diretamente a Atitude e a Intenção Comportamental.

Além disso, a identificação das variáveis mais influentes e as relações subjacentes à Esperança fornece um caminho para futuras intervenções no design e na implementação de tecnologias de aconselhamento psicológico baseadas em IA, com foco na otimização das percepções dos usuários em relação à Facilidade

de Uso e à Utilidade do *chatbot*. A Figura 9 ilustra a versão final do modelo, evidenciando essas relações.

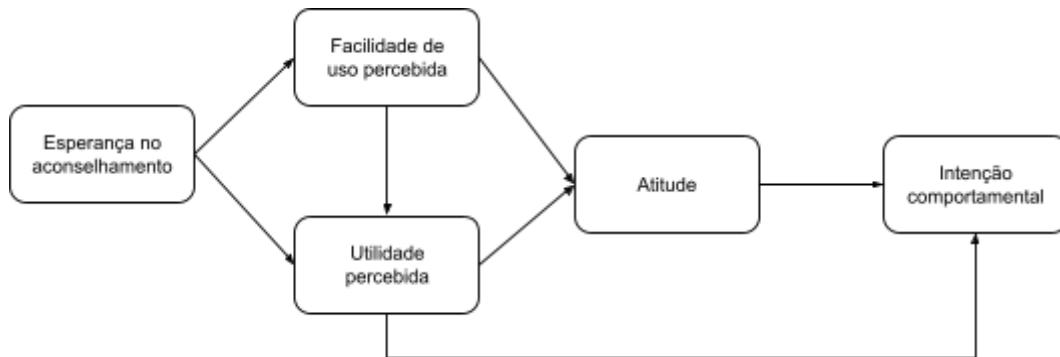


Figura 9: Modelo versão final

Fonte: Própria

Apesar da elevada variância explicada pelos modelos testados, é importante considerar limitações contextuais que podem ter influenciado os resultados. Em primeiro lugar, o estudo pode ter sido afetado por um viés de autosseleção, já que os participantes que aceitaram responder ao questionário e interagir com o chatbot podem ser, em sua maioria, indivíduos mais abertos à tecnologia ou mais engajados com temas relacionados à saúde mental. Isso pode ter favorecido avaliações mais positivas da ferramenta. Em segundo lugar, o contexto da pandemia de COVID-19 e seus desdobramentos contribuíram para a intensificação do uso de soluções digitais em diversas áreas, incluindo a saúde mental. Esse cenário pode ter aumentado a receptividade dos respondentes às tecnologias digitais de aconselhamento, influenciando, ainda que indiretamente, os resultados observados. Assim, embora o Modelo #3 tenha se mostrado robusto e parcimonioso, sua validade externa deve ser interpretada com cautela. Investigações futuras podem beneficiar-se do uso de amostras mais heterogêneas e da replicação do modelo em diferentes contextos sociais e históricos.

## 5 Conclusões e Recomendações

Este capítulo apresenta uma síntese da pesquisa conduzida, recapitulando as principais fases de desenvolvimento e os resultados alcançados. Subsequentemente, são exploradas as contribuições e os impactos do estudo, abrangendo tanto as implicações teóricas quanto as potenciais aplicações práticas no campo da saúde mental digital. Por fim, são reconhecidas as limitações inerentes à pesquisa e são propostas avenidas para investigações futuras.

### 5.1 Resumo do Estudo

A presente pesquisa investigou a influência da Esperança no Aconselhamento sobre a adoção de *chatbot* de aconselhamento por inteligência artificial, utilizando como base o Modelo de Aceitação de Tecnologia (TAM) (Davis, 1989). A revisão da literatura abordou o TAM, a Teoria da Esperança (Snyder, 2002), e conceitos relevantes para a aceitação de tecnologias em saúde mental, como Esperança no Aconselhamento (Bartholomew et al., 2015), Ajuste Tarefa-Tecnologia (Dishaw & Strong, 1999), Autoeficácia (Kurtz et al., 2015) Facilidade de Uso Percebida (Davis, 1989), Utilidade Percebida (Davis, 1989), Confiança (Urban et al., 2009; Van Velsen et al., 2017), Atitude (Ajzen & Fishbein, 1980) e Intenção Comportamental (Davis, 1993).

Revisões da literatura em aceitação de tecnologia na área da saúde (Ammenwerth, 2019; Wang et al., 2020; Mariamo et al., 2021) apontam para a importância de considerar variáveis externas ao TAM e a necessidade de investigar a adoção de *chatbots* de saúde mental com foco no usuário. Estudos anteriores (Becker, 2016; Garner et al., 2023) destacam desafios como a avaliação da eficácia clínica e a confiança em intervenções de saúde digital. A presente pesquisa buscou contribuir para essa área, investigando o papel da Esperança como um fator motivacional inicial na aceitação de *chatbots* de aconselhamento por IA.

Realizou-se um levantamento de corte transversal para testar o modelo de pesquisa proposto. Para o teste do modelo, foi elaborado um instrumento de coleta de dados composto por escalas pré existentes, adaptadas para o contexto do aconselhamento por IA. O questionário foi disseminado online, e foram obtidas 310 respostas válidas. O modelo de mensuração indicou a validade e a confiabilidade dos construtos. Aplicando modelagem de equações estruturais (Hair et al., 2019), foram apresentadas e testadas diversas hipóteses, explorando as relações entre a Esperança, a Autoeficácia, o Ajuste Tarefa-Tecnologia, a Facilidade de Uso Percebida, a Utilidade Percebida, a Confiança, a Atitude e a Intenção Comportamental.

Foram então testados modelos alternativos para comparar diferentes estruturas causais (Anderson & Gerbing, 1988). O Modelo #2 examinou o TAM sem a influência direta da Esperança na Atitude e Intenção. O Modelo #3, que apresentou os melhores índices de ajuste, focou no efeito direto da Esperança no

Aconselhamento sobre a Facilidade de Uso Percebida e a Utilidade Percebida, antecedentes da Atitude. Os resultados indicaram que a Esperança influencia significativamente essas percepções, que por sua vez impactam a Atitude e a Intenção Comportamental. A relação direta da Esperança com a Atitude e a Intenção não se mostrou significativa nos modelos testados.

De particular importância para o estudo foi a confirmação da influência da Esperança no Aconselhamento nas percepções de Facilidade de Uso e Utilidade do *chatbot*, o que indiretamente contribui para a formação de uma Atitude positiva em relação ao seu uso. A melhoria do ajuste do Modelo #3 em comparação com os modelos anteriores sugere que a Esperança atua como um fator motivacional inicial que molda as crenças sobre a tecnologia, pavimentando o caminho para a aceitação. No entanto, a variância explicada nos modelos sugere que outros fatores não contemplados também desempenham um papel na adoção de *chatbots* de aconselhamento por IA.

Este estudo, portanto, analisou a aceitação de tecnologias de *e-mental health*, com foco específico no uso de *chatbots* de IA para aconselhamento psicológico, utilizando o Modelo de Aceitação de Tecnologia (TAM) como base teórica. A pesquisa propôs a inclusão da esperança como uma variável externa ao TAM, justificando essa integração com base na teoria de Snyder (2002), que descreve a esperança como um estado psicológico composto pela motivação (agência) e pela capacidade de identificar caminhos para alcançar objetivos. Estudos anteriores, como os de Swanepoel et al. (2015) e Lingappa et al. (2022), reforçam que a esperança pode influenciar positivamente o comportamento, aumentando assim a atitude e a intenção de uso.

## **5.2 Conclusões e Implicações**

Os resultados e relações verificadas nesta pesquisa representam contribuições relevantes para a literatura sobre aceitação de tecnologias, particularmente no contexto emergente da saúde mental digital. Ao investigar a influência da Esperança no Aconselhamento na adoção de *chatbots* baseados em inteligência artificial, o estudo oferece uma perspectiva original sobre os fatores psicossociais que moldam a aceitação de inovações voltadas ao cuidado emocional.

Duas conclusões principais emergem da análise empírica. A primeira refere-se ao papel da Esperança no Aconselhamento como um antecedente indireto da aceitação do *chatbot*. Observou-se que a Esperança não exerce influência direta sobre a Atitude ou sobre a Intenção Comportamental, mas sim sobre dois antecedentes centrais da Atitude: a Facilidade de Uso Percebida e a Utilidade Percebida. Essa descoberta sugere que a esperança opera como um recurso psicológico que predispõe os indivíduos a interpretar a tecnologia de forma mais favorável, afetando suas crenças iniciais sobre o valor instrumental e a usabilidade do *chatbot*.

É importante destacar que essa dinâmica foi observada em uma amostra composta por indivíduos com diferentes níveis de motivação para buscar aconselhamento. Nesse contexto, a esperança funcionou como um catalisador para a formação de crenças positivas, indicando que, mesmo antes do engajamento efetivo com a tecnologia, estados motivacionais podem influenciar a aceitação futura por meio de mecanismos cognitivos.

A segunda conclusão é que a Esperança no Aconselhamento, ao impactar positivamente tanto a Facilidade de Uso Percebida quanto a Utilidade Percebida — e, por consequência, a Atitude — exerce um efeito indireto sobre a Intenção Comportamental de adotar o *chatbot*. Esse achado revela um efeito mediado, no qual um fator motivacional de ordem pessoal influencia a adoção tecnológica por meio da modelagem das percepções cognitivas sobre a ferramenta.

Mais do que uma emoção momentânea, a esperança atua como um componente psicológico essencial para indivíduos que buscam ativamente alternativas para melhorar sua saúde mental. Nesse contexto, tecnologias como *chatbots* de aconselhamento são percebidas como possíveis “caminhos” para alcançar alívio emocional, superação de dificuldades ou mesmo cura. A percepção de que esses recursos podem representar vias acessíveis, úteis e viáveis reforça a centralidade da esperança como mecanismo de engajamento.

Portanto, considerar a esperança como variável explicativa amplia o entendimento sobre o comportamento do consumidor em contextos de e-mental health. Ela não apenas influencia a forma como os usuários percebem a tecnologia, mas também sinaliza um movimento mais profundo, em que a busca por bem-estar psicológico se entrelaça com a confiança depositada nas inovações como meios legítimos para alcançar esse objetivo. Tal perspectiva reforça a importância de incluir dimensões psicosociais e emocionais — e não apenas tecnológicas ou funcionais — nos modelos de aceitação de inovação em saúde mental.

Embora a adoção de tecnologias digitais em saúde já tenha sido analisada sob diferentes enfoques (como em Tavares & Oliveira, 2016; Peixoto et al., 2022), este estudo amplia a compreensão sobre o tema ao integrar a esperança como variável externa ao *Technology Acceptance Model* (TAM). Ao fazê-lo, destaca-se a relevância dos estados emocionais — frequentemente negligenciados em pesquisas sobre tecnologia — na formação de disposições cognitivas favoráveis à inovação.

Os resultados revelam que a esperança exerce influência significativa na aceitação de tecnologias de e-mental health, funcionando como um fator que molda, ainda que indiretamente, a intenção de uso de *chatbots* para aconselhamento psicológico. Indivíduos mais esperançosos tendem a perceber essas tecnologias como mais úteis, acessíveis e coerentes com suas necessidades, o que evidencia o potencial explicativo do construto para além das variáveis tradicionalmente contempladas pelo TAM.

Por fim, ao evidenciar o papel motivacional da esperança, o presente estudo contribui para o debate sobre inovação e bem-estar, indicando que a tecnologia, para ser aceita, deve dialogar com dimensões subjetivas profundas, como o desejo de mudança, a expectativa de superação e a busca por soluções acessíveis e empáticas.

### **5.3 Implicações Gerenciais**

Do ponto de vista prático, esse estudo reforça a importância de estratégias gerenciais que não apenas enfatizem a funcionalidade técnica dos *chatbots*, mas também promovam confiança, esperança e expectativas positivas nos usuários. Tais estratégias podem ser fundamentais para acelerar a adoção e legitimar o uso

dessas ferramentas como parte de uma abordagem complementar e acessível à saúde mental contemporânea.

Os resultados desta pesquisa oferecem insights valiosos para o desenvolvimento e lançamento de *chatbots* de aconselhamento por inteligência artificial, sobretudo quando considerados os papéis indiretos e mediadores da esperança na formação das percepções de utilidade e facilidade de uso. Essa compreensão indica que, para promover a adoção, as estratégias de implementação devem ir além de uma abordagem focada apenas na robustez técnica do sistema.

Primeiramente, é essencial comunicar de forma clara e realista os benefícios que os usuários podem esperar do *chatbot*. Uma comunicação transparente acerca de como a ferramenta pode complementar e ampliar o acesso ao cuidado em saúde mental—ao auxiliar na identificação de problemas, na formulação de estratégias de enfrentamento e no monitoramento do bem-estar—pode estimular a esperança dos potenciais usuários e, assim, aumentar a percepção de utilidade do serviço. Investir na elaboração de mensagens que evidenciam experiências positivas e resultados concretos pode, ainda, colaborar para a construção de uma imagem positiva da tecnologia.

Além disso, a facilidade de uso mostra-se um fator crítico. Diante dos achados de que a esperança pode influenciar a percepção de usabilidade, as interfaces dos *chatbots* devem ser desenhadas para serem intuitivas, amigáveis e, sobretudo, empáticas. Isso não só minimiza as barreiras iniciais à interação, mas também reforça a crença de que a tecnologia é acessível e capaz de acompanhar as necessidades do usuário. Investimentos em testes de usabilidade e na personalização da experiência – por meio da adaptação da linguagem, do tom da conversa e de recursos visuais – podem ser estratégias eficazes para atingir esse objetivo.

A construção e manutenção da confiança é outro pilar fundamental na aceitação de tecnologias voltadas à saúde mental. Considerando a natureza sensível das informações envolvidas, as estratégias de comunicação e o design do *chatbot* devem enfatizar a segurança e a privacidade dos dados. A transparência no tratamento e armazenamento das informações, aliada à garantia de confidencialidade por meio de certificações ou selos de segurança, pode atenuar preocupações dos usuários e fortalecer sua confiança na ferramenta. A inclusão de testemunhos, casos de uso ou validações por especialistas também contribui para a construção de credibilidade.

No entanto, para além da confiança técnica, este estudo evidencia que a esperança desempenha um papel igualmente crucial na forma como essas tecnologias são percebidas e adotadas. Quando um *chatbot* é visto como um recurso acessível, útil e capaz de auxiliar na superação de dificuldades emocionais, ele deixa de ser apenas uma ferramenta funcional para tornar-se parte de uma trajetória significativa em direção ao bem-estar psicológico. Nesse sentido, elevar os níveis de esperança nos usuários não é apenas um efeito colateral positivo, mas uma diretriz gerencial estratégica.

Empresas e desenvolvedores podem, portanto, adotar abordagens que despertem ou reforcem a esperança nos usuários — por exemplo, ao destacar resultados alcançáveis, oferecer planos de progresso personalizados e comunicar mensagens que enfatizem possibilidades de mudança e superação. Tal perspectiva aponta para um novo horizonte na gestão de inovações em saúde mental, no qual

o impacto emocional positivo da tecnologia, especialmente sua capacidade de alimentar expectativas de melhora, torna-se um diferencial competitivo e ético.

Além dessas ações, é recomendável que as instituições adotem uma abordagem de lançamento que integre treinamento e suporte contínuo para os usuários, de modo a promover o engajamento ao longo do tempo. A oferta de canais de suporte – como FAQs, tutoriais interativos e atendimento personalizado – pode facilitar a adaptação dos usuários e reforçar a experiência positiva, gerando, assim, uma retroalimentação favorável em termos de confiança e percepção de utilidade.

Por fim, as implicações gerenciais apontam para a necessidade de considerar a esperança como um elemento-chave na estratégia de mercado de tecnologias voltadas à saúde mental, como os *chatbots*. Mais do que alinhar expectativas, trata-se de promover a esperança como força motivadora — ou seja, incentivar nos usuários a percepção de que existem caminhos viáveis para alcançar objetivos relacionados ao bem-estar psicológico, e de que eles possuem a agência necessária para seguir essas trajetórias com o apoio da tecnologia.

Ao comunicar claramente os benefícios do uso, oferecer uma experiência intuitiva e garantir padrões elevados de segurança e privacidade, instituições e desenvolvedores não apenas facilitam a aceitação da ferramenta, mas também alimentam essa esperança de mudança e melhora. Esses esforços integrados reforçam a percepção do *chatbot* como um recurso legítimo de cuidado digital, que atua de forma complementar às práticas tradicionais em saúde mental. Assim, ao incorporar a esperança de maneira intencional no design e na comunicação das soluções, cria-se um diferencial significativo na promoção de engajamento e no fortalecimento do vínculo entre usuários e tecnologia.

Além das estratégias voltadas ao desenvolvimento técnico e à comunicação com os usuários, é essencial que tanto o setor público quanto o setor privado considerem diretrizes éticas e regulatórias específicas para a implementação de tecnologias digitais em saúde mental. No setor público, iniciativas voltadas à ampliação do acesso e à equidade devem orientar a adoção de chatbots, garantindo que essas ferramentas não aprofundem desigualdades já existentes. Programas de saúde pública podem incluir os chatbots como parte de políticas de atenção psicossocial, desde que aliados a uma supervisão ética rigorosa, transparência algorítmica e mecanismos de controle de qualidade.

Já no setor privado, empresas de tecnologia e organizações de saúde podem investir em práticas de co-design com usuários finais, protocolos de consentimento informado claros e avaliação contínua de impactos. Estratégias de adesão devem contemplar campanhas educativas, parcerias com profissionais da saúde mental e mecanismos de triagem para o encaminhamento a atendimento humano quando necessário. Dessa forma, promove-se não apenas a eficácia e o engajamento, mas também a confiança institucional e a legitimidade social dessas inovações.

## **5.4 Limitações**

Uma limitação importante deste estudo reside na utilização de uma amostra de conveniência, o que restringe a generalização dos resultados para além da população investigada. A amostra foi composta por indivíduos que responderam voluntariamente a um questionário online, o que pode introduzir

vieses de auto seleção e limitar a representatividade de diferentes segmentos populacionais.

Do ponto de vista sociodemográfico, observou-se uma concentração significativa de participantes com elevado nível de escolaridade: 29% dos respondentes possuem doutorado e 15,8% têm ensino superior completo, enquanto apenas 0,3% relataram ter concluído apenas o ensino médio. Esse perfil altamente qualificado sugere um público com maior familiaridade com tecnologias digitais e maior predisposição à experimentação de inovações voltadas à saúde mental, o que pode influenciar positivamente suas percepções quanto à utilidade, à facilidade de uso e à confiança em tecnologias emergentes como os *chatbots*.

No que diz respeito à renda, a maioria dos participantes concentra-se nas faixas de 2 a 5 salários mínimos (24,2%), 5 a 10 salários mínimos (27,7%) e acima de 10 salários mínimos (38,7%), indicando uma amostra predominantemente de nível socioeconômico intermediário a alto. Esse padrão limita a representação de grupos em situação de maior vulnerabilidade financeira, que poderiam apresentar barreiras específicas quanto ao acesso, à confiança e ao interesse em utilizar ferramentas digitais de apoio psicológico.

Adicionalmente, a coleta de dados foi realizada por meio de questionário online, sem a interação direta com o pesquisador. Essa limitação metodológica pode ter comprometido o esclarecimento de dúvidas, influenciado a qualidade das respostas e introduzido variações indesejadas nas condições de resposta — como o possível auxílio de terceiros durante o preenchimento, o que comprometeria a validade das respostas individuais.

Outra limitação refere-se ao escopo da investigação. O estudo abordou a categoria "*chatbot* de aconselhamento por inteligência artificial" de maneira agregada, sem distinguir diferentes funcionalidades, tipos de aplicação ou contextos de uso. Essa generalização pode ter obscurecido nuances relevantes que poderiam emergir em pesquisas mais específicas, voltadas, por exemplo, a *chatbots* com abordagens terapêuticas distintas ou voltados a perfis populacionais específicos.

Por fim, embora o tamanho da amostra (310 respondentes) esteja em consonância com os parâmetros adotados em pesquisas que utilizam modelagem de equações estruturais, um número maior de participantes seria desejável. Isso aumentaria o poder estatístico das análises e contribuiria para a robustez e estabilidade das estimativas, especialmente diante da complexidade do modelo teórico testado.

## **5.5 Sugestões para pesquisas futuras**

Considerando as limitações expostas, pesquisas futuras poderiam replicar o modelo proposto em diferentes contextos, como em amostras com maior diversidade demográfica e socioeconômica, incluindo indivíduos de variados níveis educacionais e de diferentes regiões geográficas. Isso permitiria validar a generalização dos resultados para uma população mais ampla e identificar possíveis variações na influência da esperança na adoção de *chatbots* de aconselhamento por IA em diferentes grupos.

Além disso, estudos futuros poderiam aprofundar a investigação de construtos teóricos que abordam dimensões emocionais e motivacionais mais

fundamentais no contexto da saúde mental digital. A esperança, por articular objetivos pessoais, percepção de caminhos viáveis e senso de agência, mostra-se especialmente relevante para compreender os mecanismos que impulsionam a aceitação de tecnologias voltadas ao cuidado psicológico.

Explorar a interação entre a esperança e outros fatores psicossociais — como autoeficácia, resiliência, estratégias de enfrentamento e otimismo — pode revelar dinâmicas mais complexas na decisão de adotar ferramentas como *chatbots* de aconselhamento. Tais abordagens permitem ir além de modelos funcionais, destacando o papel das disposições internas dos usuários na forma como interpretam, se engajam e atribuem valor às tecnologias.

Adicionalmente, a consideração de moderadores como gênero, idade, histórico de saúde mental e familiaridade com processos terapêuticos pode contribuir para identificar perfis de aceitação distintos, abrindo caminho para intervenções mais personalizadas. Essa perspectiva valoriza o potencial das tecnologias não apenas como instrumentos de automação do cuidado, mas como parceiras na construção ativa de trajetórias de bem-estar e transformação pessoal.

Recomenda-se que pesquisas futuras investiguem a inclusão de construtos adicionais ao modelo proposto ou ao UTAUT estendido, que sejam particularmente relevantes para o contexto da saúde mental digital. Elementos como a percepção de privacidade e segurança dos dados trocados com o *chatbot*, o nível de confiança depositado na tecnologia e a acessibilidade da ferramenta (em termos de custo e facilidade de acesso para diferentes grupos) podem oferecer insights mais aprofundados sobre os fatores que motivam ou dificultam a adoção dessas tecnologias.

Outras possibilidades para pesquisas futuras incluem a investigação do papel de fatores contextuais, como a gravidade dos sintomas de saúde mental dos usuários e suas experiências prévias com outras formas de suporte psicológico (online ou presencial), na relação entre esperança e adoção de *chatbots*. Adicionalmente, estudos qualitativos poderiam complementar as análises quantitativas, explorando em profundidade as experiências e percepções dos usuários em relação à esperança e ao uso de *chatbots* de aconselhamento por IA.

Pesquisas longitudinais também poderiam contribuir para entender como a esperança e os demais fatores de aceitação se desenvolvem ao longo do tempo, à medida que os usuários ganham familiaridade com o uso do *chatbot* e vivenciam os resultados do aconselhamento. Essa abordagem permitiria avaliar mudanças na atitude, intenção e uso efetivo da tecnologia, bem como os efeitos de longo prazo no bem-estar dos usuários.

Outra linha promissora seria explorar a integração de *chatbots* com outras formas de suporte híbrido, como intervenções mediadas por profissionais da saúde mental ou sistemas de triagem automatizados. A investigação de modelos mistos poderia revelar como a esperança se manifesta em contextos onde o apoio humano e tecnológico coexistem, potencializando ou enfraquecendo a aceitação da IA.

Por fim, à medida que novas tecnologias baseadas em IA generativa avançam, estudos poderiam comparar diferentes tipos de agentes conversacionais — como *chatbots* baseados em regras versus modelos generativos como o ChatGPT — para compreender se e como a sofisticação da tecnologia impacta os níveis de esperança, confiança e intenção de uso.

## 6. Referências Bibliográficas

- ADIKARI, A; DE SILVA, D; MORALIYAGE, H; ALAHAKOON, D; WONG, J; GANCARZ, M; CHACKOCHAN, S; PARK, B; HEO, R; LEUNG, Y. Empathic conversational agents for real-time monitoring and co-facilitation of patient-centered healthcare. **Future generations computer systems: FGCS**, v. 126, p. 318–329, 2022.
- AJZEN, I. The Theory of Planned Behavior. **Organizational Behavior and Human Decision Processes**, v. 50, n. 2, pp. 179-211, 1991.
- AJZEN, I.; FISHBEIN, M. **Understanding Attitudes and Predicting Social Behaviour**. Englewood Cliffs, NJ: Prentice-Hall, 1980.
- AKDENIZ, S.; GÜLTEKİN AHÇI, Z. The role of cognitive flexibility and hope in the relationship between loneliness and psychological adjustment: a moderated mediation model. **The educational and developmental psychologist**, v. 40, n. 1, p. 74–85, 2023.
- APOLINÁRIO-HAGEN, J.; KEMPER, J.; STÜRMER, C. Public acceptability of E-mental health treatment services for psychological problems: A scoping review. **JMIR mental health**, v. 4, n. 2, p. e10, 2017.
- BAGOZZI, R. P.; YI, Y. On the evaluation of structural equation models. **Journal of the Academy of Marketing Science**, v. 16, n. 1, p. 74–94, 1988.
- BANDURA, A. **Self-efficacy: The exercise of control**. Nova Iorque, NY, USA: W.H. Freeman, 1997.
- BARAK, A.; KLEIN, B.; PROUDFOOT, J. G. Defining internet-supported therapeutic interventions. **Annals of behavioral medicine: a publication of the Society of Behavioral Medicine**, v. 38, n. 1, p. 4–17, 2009.
- BARLOW, J H; ELLARD, D R; HAINSWORTH, J M; JONES, F R; FISHER, A. A review of self-management interventions for panic disorders, phobias and obsessive-compulsive disorders. **Acta psychiatrica Scandinavica**, v. 111, n. 4, p. 272–285, 2005.
- BART, YAKOV; SHANKAR, VENKATESH; SULTAN, FAREENA; URBAN, GLEN L. Are the Drivers and Role of Online Trust the Same for All Web Sites and Consumers?,” A Large-Scale Exploratory Empirical Study. **Journal of Marketing**, v. 69, n. 4, p. 133–152, 2005.

BARTHOLOMEW, T. T. A preliminary examination of therapist hope as a predictor of clients' distress over treatment. **Journal of counseling psychology**, v. 70, n. 4, p. 388–395, 2023.

BARTHOLOMEW, T. T.; SCHEEL, M. J.; COLE, B. P. Development and validation of the hope for Change Through Counseling Scale. **The counseling psychologist**, v. 43, n. 5, p. 671–702, 2015.

BECKER, D. Acceptance of mobile mental health treatment applications. **Procedia computer science**, v. 98, p. 220–227, 2016.

BELDAD, A. D.; HEGNER, S. M. Expanding the technology acceptance model with the inclusion of trust, social influence, and health valuation to determine the predictors of German users' willingness to continue using a fitness app: A structural equation modeling approach. **International journal of human-computer interaction**, v. 34, n. 9, p. 882–893, 2018.

BENDIG, EILEEN; ERB, BENJAMIN; SCHULZE-THUESING, LEA; BAUMEISTER, HARALD. The next generation: Chatbots in clinical psychology and psychotherapy to foster mental health – A scoping review. **Verhaltenstherapie**, v. 32, n. Suppl. 1, p. 64–76, 2022.

BENNION, MATTHEW RUSSELL; HARDY, GILLIAN E; MOORE, ROGER K; KELLETT, STEPHEN; MILLINGS, ABIGAIL. Usability, acceptability, and effectiveness of Web-based conversational agents to facilitate problem solving in older adults: Controlled study. **Journal of medical internet research**, v. 22, n. 5, p. e16794, 2020.

CHAN, A. H. Y.; HONEY, M. L. L. User perceptions of mobile digital apps for mental health: Acceptability and usability - An integrative review. **Journal of psychiatric and mental health nursing**, v. 29, n. 1, p. 147–168, 2022.

DALE, R. The return of the chatbots. **Natural language engineering**, v. 22, n. 5, p. 811–817, 2016.

DAVIS, F. D. Perceived usefulness, perceived ease of use, and user acceptance of information technology. **MIS quarterly: management information systems**, v. 13, n. 3, p. 319, 1989.

DAVIS, F. D. User acceptance of information technology: system characteristics, user perceptions and behavioral impacts. **International journal of man-machine studies**, v. 38, n. 3, p. 475–487, 1993.

DAVIS, F. D.; BAGOZZI, R. P.; WARSHAW, P. R. User acceptance of computer technology: A comparison of two theoretical models. **Management science**, v. 35, n. 8, p. 982–1003, 1989.

DISHAW, M. T.; STRONG, D. M. Extending the technology acceptance model with task-technology fit constructs. **Information & management**, v. 36, n. 1, p. 9–21, 1999.

ELLIS, LOUISE A; COLLIN, PHILIPPA; HURLEY, PATRICK J; DAVENPORT, TRACEY A; BURNS, JANE M; HICKIE, IAN B. Young men's attitudes and behaviour in relation to mental health and technology: implications for the development of online mental health services. **BMC psychiatry**, v. 13, n. 1, p. 119, 2013.

ELLIS, LOUISE A; MEULENBROEKS, ISABELLE; CHURRUCA, KATE; POMARE, CHIARA; HATEM, SARAH; HARRISON, REEMA; ZURYNSKI, YVONNE; BRAITHWAITE, JEFFREY. The application of e-mental health in response to COVID-19: Scoping review and bibliometric analysis. **JMIR mental health**, v. 8, n. 12, p. e32948, 2021.

FERREIRA, J. B.; DA ROCHA, A.; DA SILVA, J. F. Impacts of technology readiness on emotions and cognition in Brazil. **Journal of business research**, v. 67, n. 5, p. 865–873, 2014.

FINKBEINER, MARLENE; KÜHNHAUSEN, JAN; SCHMID, JOHANNA; CONZELMANN, ANNETTE; DÜRRWÄCHTER, UTE; WAHL, LENA-MARIE; KELAVA, AUGUSTIN; GAWRILOW, CATERINA; RENNER, TOBIAS J. E-Mental-Health aftercare for children and adolescents after partial or full inpatient psychiatric hospitalization: study protocol of the randomized controlled DigiPuR trial. **Trials**, v. 23, n. 1, 2022.

FISKE, A.; HENNIGSEN, P.; BUYX, A. Your robot therapist will see you now: Ethical implications of embodied artificial intelligence in Psychiatry, Psychology, and Psychotherapy. **Journal of medical internet research**, v. 21, n. 5, p. e13216, 2019.

FITZPATRICK, K. K.; DARCY, A.; VIERHILE, M. Delivering cognitive behavior therapy to young adults with symptoms of depression and anxiety using a fully automated conversational agent (Woebot): A randomized controlled trial. **JMIR mental health**, v. 4, n. 2, p. e19, 2017.

FULMER, RUSSELL; JOERIN, ANGELA; GENTILE, BREANNA; LAKERINK, LYSANNE; RAUWS, Michiel. Using psychological artificial intelligence (Tess) to relieve symptoms of depression and anxiety: **Randomized controlled trial**. **JMIR mental health**, v. 5, n. 4, p. e64, 2018.

POLEMI, NINETA; PRAÇA, ISABEL; KIOSKLI, KITTY; BÉCUE, ADRIEN. Challenges and efforts in managing AI trustworthiness risks: a state of knowledge. **Frontiers in big data**, v. 7, p. 1381163, 2024.

GABRIELLI, SILVIA; RIZZI, SILVIA; CARBONE, SARA; DONISI, VALERIA. A chatbot-based coaching intervention for adolescents to promote life skills: Pilot study. **JMIR human factors**, v. 7, n. 1, p. e16762, 2020.

GADO, SABRINA; KEMPEN, REGINA; LINGELBACH, KATHARINA; BIPP, TANJA. Artificial intelligence in psychology: How can we enable psychology

students to accept and use artificial intelligence? **Psychology Learning & Teaching**, v. 21, n. 1, p. 37–56, 2021.

GARNER, KATIE; THABREW, HIRAN; LIM, DAVID; HOFMAN, PAUL; JEFFERIES, CRAIG; SERLACHIUS, ANNA. Exploring the usability and acceptability of a well-being app for adolescents living with type 1 diabetes: Qualitative study. **JMIR pediatrics and parenting**, v. 6, p. e52364–e52364, 2023.

GEFEN, D. Reflections on the dimensions of trust and trustworthiness among online consumers. **ACM SIGMIS Database: the DATABASE for Advances in Information Systems**, v. 33, n. 3, p. 38–53, 2002.

HAIR, JOSEPH; ANDERSON, ROLPH; BABIN, BARRY; BLACK, WILLIAM. **Multivariate Data Analysis**. 8. ed. Andover, England: Cengage Learning EMEA, 2019.

HAQUE, M. D. R.; RUBY, S. An overview of chatbot-based mobile mental health apps: Insights from app description and user reviews. **JMIR mHealth and uHealth**, v. 11, p. e44838, 2023.

HENSELER, J.; RINGLE, C. M.; SARSTEDT, M. A new criterion for assessing discriminant validity in variance-based structural equation modeling. **Journal of the Academy of Marketing Science**, v. 43, n. 1, p. 115–135, 2015.

HOY, M. B. Alexa, Siri, Cortana, and more: An introduction to voice assistants. **Medical reference services quarterly**, v. 37, n. 1, p. 81–88, 2018.

HU, PAUL J; CHAU, PATRICK Y K; SHENG, OLIVIA R LIU; TAM, KAR YAN. Examining the technology acceptance model using physician acceptance of telemedicine technology. **Journal of management information systems : JMIS**, v. 16, n. 2, p. 91–112, 1999.

HUANG, J.-C. Remote health monitoring adoption model based on artificial neural networks. **Expert systems with applications**, v. 37, n. 1, p. 307–314, 2010.

HUANG, J.-C. Innovative health care delivery system—A questionnaire survey to evaluate the influence of behavioral factors on individuals' acceptance of telecare. **Computers in biology and medicine**, v. 43, n. 4, p. 281–286, 2013.

HUNGERBUEHLER, INES; DALEY, KATE; CAVANAGH, KATE; GARCIA CLARO, HELOÍSA; KAPPS, MICHAEL. Chatbot-based assessment of employees' mental health: Design process and pilot implementation. **JMIR formative research**, v. 5, n. 4, p. e21678, 2021.

JARUPATHIRUN, S.; ZAHEDI, F. "MARIAM". Exploring the influence of perceptual factors in the success of web-based spatial DSS. **Decision support systems**, v. 43, n. 3, p. 933–951, 2007.

KHALIFA, M.; SHEN, K NING. Explaining the adoption of transactional B2C mobile commerce. **Journal of enterprise information management**, v. 21, n. 2, p. 110–124, 2008.

KIM, SEOK; LEE, KEE-HYUCK; HWANG, HEE; YOO, SOOYOUNG. Analysis of the factors influencing healthcare professionals' adoption of mobile electronic medical record (EMR) using the unified theory of acceptance and use of technology (UTAUT) in a tertiary hospital. **BMC medical informatics and decision making**, v. 16, n. 1, 2016.

KRISTON, L.; LIEBHERZ, S.; KÖHNEN, M. Concerns about 'A comparison of electronically-delivered and face to face cognitive behavioural therapies in depressive disorders: A systematic review and meta-analysis'. **EClinicalMedicine**, v. 54, n. 101763, p. 101763, 2022.

KURTZ, RENATA; MACEDO-SOARES, T DIANA DE; FERREIRA, JORGE BRANTES; FREITAS, ANGILBERTO SABINO DE; SILVA, JORGE FERREIRA DA. Fatores de impacto na Atitude e na Intenção de uso do M-learning: um teste empírico. **READ**, v. 21, n. 1, p. 27–56, 2015.

LAZARUS, RICHARD S. Progress on a cognitive-motivational-relational theory of emotion. **The American psychologist**, v. 46, n. 8, p. 819–834, 1991.

LAZARUS, RICHARD S. Hope: An emotion and a vital coping resource against despair. **Social research**, v. 66, n. 2, p. 653–678, 1999.

LEE, T.-M. The impact of perceptions of interactivity on customer trust and transaction intentions in mobile commerce. **Journal of Electronic Commerce Research**, v. 6, n. 3, p. 165–180, 2005.

**Lei nº 13.709, de 14 de agosto de 2018.** Dispõe sobre a proteção de dados pessoais, no âmbito da União, do Estado, do Distrito Federal e dos Municípios, e dá outras providências. Diário Oficial da União, Brasília, DF, 15 ago. 2018. Seção 1, p. 1.

LEUNG, YVONNE W; WOUTERLOOT, ELISE; ADIKARI, ACHINI; HIRST, GRAEME; DE SILVA, DASWIN; WONG, JIAHUI; BENDER, JACQUELINE L; GANCARZ, MATHEW; GRATZER, DAVID; ALAHAKOON, DAMMINDA; ESPLEN, MARY JANE. Natural language processing–based virtual cofacilitator for online cancer support groups: Protocol for an algorithm development and validation study. **JMIR research protocols**, v. 10, n. 1, p. e21453, 2021.

LINGAPPA, A. K.; KAMATH, A.; MATHEW, A. O. Engineers and social responsibility: Influence of Social Work Experience, hope and Empathic Concern on Social Entrepreneurship intentions among graduate students. **Social sciences** (Basel, Switzerland), v. 11, n. 10, p. 430, 2022.

LU, Y.; ZHOU, T.; WANG, B. Exploring Chinese users' acceptance of instant messaging using the theory of planned behavior, the technology acceptance

model, and the flow theory. **Computers in human behavior**, v. 25, n. 1, p. 29–39, 2009.

LUO, CANDICE; SANGER, NITIKA; SINGHAL, NIKHITA; PATTRICK, KAITLIN; SHAMS, IETA; SHAHID, HAMNAH; HOANG, PETER; SCHMIDT, JOEL; LEE, JANICE; HABER, SEAN; PUCKERING, MEGAN; BUCHANAN, NICOLE; LEE, PATSY; NG, KIM; SUN, SUNNY; KHEYSON, SASHA; CHUNG, DOUGLAS CHO-YAN; SANGER, STEPHANIE; THABANE, LEHANA; SAMAAN, ZAINAB. A comparison of electronically-delivered and face to face cognitive behavioural therapies in depressive disorders: A systematic review and meta-analysis. **EClinicalMedicine**, v. 24, n. 100442, p. 100442, 2020.

MACINNIS, DEBORAH J; DE MELLO, GUSTAVO E. The concept of hope and its relevance to product evaluation and choice. **Journal of marketing**, v. 69, n. 1, p. 1–14, 2005.

MARIAMO, AUDREY; TEMCHEFF, CAROLINE ELIZABETH; LÉGER, PIERRE-MAJORIQUE; SENECAL, SYLVAIN; LAU, MARIANNE ALEXANDRA. Emotional reactions and likelihood of response to questions designed for a mental health chatbot among adolescents: Experimental study. **JMIR human factors**, v. 8, n. 1, p. e24343, 2021.

MATTHES, J. M.; BALL, A. D. Discriminant validity assessment in marketing research. **International journal of market research**, v. 61, n. 2, p. 210–222, 2019.

MCCALL, HUGH CAMERON; RICHARDSON, CHRIS G; HELGADOTTIR, FJOLA DOGG; CHEN, FRANCES S. Evaluating a web-based social anxiety intervention among university students: Randomized controlled trial. **Journal of medical internet research**, v. 20, n. 3, p. e91, 2018.

MEEKS, K.; PEAK, A. S.; DREIHAUS, A. Depression, anxiety, and stress among students, faculty, and staff. **Journal of American college health: J of ACH**, v. 71, n. 2, p. 348–354, 2023.

MORGAN, R. M.; HUNT, S. D. The commitment-trust theory of relationship marketing. **Journal of marketing**, v. 58, n. 3, p. 20, 1994.

MUWONGE, CHARLES MAGOBA; SCHIEFELE, ULRICH; SSENYONGA, JOSEPH; KIBEDI, HENRY. Determinants of persistence among science teacher-trainees: Examining the role of self-efficacy, task value, and academic hope. **Journal of science teacher education**, v. 28, n. 6, p. 522–548, 2017.

NEARCHOUE, F.; DOUGLAS, E. Traumatic distress of COVID-19 and depression in the general population: Exploring the role of resilience, anxiety, and hope. **International journal of environmental research and public health**, v. 18, n. 16, p. 8485, 2021.

NEHME, ALAA; GEORGE, JOEY F. Approaching IT security & avoiding threats in the smart home context. **Journal of management information systems : JMIS**, v. 39, n. 4, p. 1184–1214, 2022.

NORTON, LARRY W; HOWELL, ANN W; DIGIROLAMO, JOEL A; HAYES, THEODORE L. Using artificial intelligence in consulting psychology. **Consulting psychology journal**, v. 76, n. 2, p. 137–162, 2024.

OLIVEIRA, LAÍS RODRIGUES DE; FERREIRA, JORGE BRANTES; PEIXOTO, MARCUS FABIO RODRIGUES; SOARES, FERNANDO JANUARIO LOPES. Adoption of non-technological health innovations: The case of mask use during the COVID-19 pandemic in Brazil. **BAR - Brazilian Administration Review**, v. 19, n. 2, 2022.

PALOS-SANCHEZ, PEDRO R; SAURA, JOSE RAMON; RIOS MARTIN, MIGUEL ÁNGEL; AGUAYO-CAMACHO, MARIANO. *et al.* Toward a better understanding of the intention to use mHealth apps: Exploratory study. **JMIR mHealth and uHealth**, v. 9, n. 9, p. e27021, 2021.

PARK, D. Y.; KIM, H. Determinants of intentions to use digital mental healthcare content among university students, faculty, and staff: Motivation, perceived usefulness, perceived ease of use, and parasocial interaction with AI chatbot. **Sustainability**, v. 15, n. 1, p. 872, 2023.

PEIXOTO, M. R.; FERREIRA, J. B.; OLIVEIRA, L. Drivers for teleconsultation acceptance in Brazil: Patients' perspective during the COVID-19 pandemic. **Revista de Administração Contemporânea**, v. 26, n. 2, 2022.

PEPPERS, D.; ROGERS, M. Extreme trust: the new competitive advantage. **Strategy and leadership**, v. 41, n. 6, p. 31–34, 2013.

PITARDI, VALENTINA; WIRTZ, JOCHEN; PALUCH, STEFANIE; KUNZ, WERNER H. Service robots, agency and embarrassing service encounters. **Journal of service management**, v. 33, n. 2, p. 389–414, 2022.

PODSAKOFF, P. M.; ORGAN, D. W. Self-Reports in Organizational Research: Problems and Prospects. **Journal of Management**, v. 12, n. 4, pp. 531-544, 1896.

PODSAKOFF, P. M.; MACKENZIE, S. B.; LEE, J-Y.; PODSAKOFF, N. P. Common Method Biases in Behavioral Research: A Critical Review of the Literature and Recommended Remedies. **Journal of Applied Psychology**, v. 88(5), p. 879-903, 2003.

RAILE, P. The usefulness of ChatGPT for psychotherapists and patients. **Humanities & social sciences communications**, v. 11, n. 1, 2024.

RATHNAYAKA, PRABOD; MILLS, NISHAN; BURNETT, DONNA; DE SILVA, DASWIN; ALAHAKOON, DAMMINDA; GRAY, RICHARD. A mental health chatbot with cognitive skills for personalised Behavioural Activation and

remote health monitoring. **Sensors** (Basel, Switzerland), v. 22, n. 10, p. 3653, 2022.

ROGERS, E. M. **Diffusion of Innovations**, 5th Edition. 5. ed. Nova Iorque, NY, USA: Free Press, 2003.

ROUSSEAU, DENISE M; SITKIN, SIM B; BURT, RONALD S; CAMERER, COLIN. Erratum: Introduction to special topic forum: Not so different after all: A cross-discipline view of trust. **Academy of management review**, v. 23, n. 4, p. 652, 1998.

SAAD, ANTHONY; BRUNO, DEANNA; CAMARA, BETTINA; D'AGOSTINO, JOSEPHINE; BOLEA-ALAMANAC, BLANCA. Self-directed technology-based therapeutic methods for adult patients receiving mental health services: Systematic review. **JMIR mental health**, v. 8, n. 11, p. e27404, 2021.

SCHUELLER, STEPHEN M; NEARY, MARTHA; O'LOUGHLIN, KRISTEN; ADKINS, ELIZABETH C. Discovery of and interest in health apps among those with mental health needs: Survey and focus group study. **Journal of medical internet research**, v. 20, n. 6, p. e10141, 2018.

SEIFERTH, CAROLINE; VOGEL, LEA; AAS, BENJAMIN; BRANDHORST, ISABEL; CARLBRING, PER; CONZELMANN, ANNETTE; ESFANDIARI, NARGES; FINKBEINER, MARLENE; HOLLMAND, KARSTEN; LAUTENBACHER, HEINRICH; MEINZINGER, EDITH; NEWBOLD, ALEXANDRA; OPITZ, ANSGAR; RENNER, TOBIAS J; SANDER, LASSE BOSSE; SANTANGELO, PHILIP S; SCHOEDEL, RAMONA; SCHULLER, BJÖRN; STACHL, CLEMENS; {SYSTELIOS THINK TANK}; TERHORST, YANNIK; TOROUS, JOHN; WAC, KATARZYNA; WERNER-SEIDLER, ALIZA; WOLF, SEBASTIAN; LÖCHNER, JOHANNA. How to e-mental health: a guideline for researchers and practitioners using digital technology in the context of mental health. **Nature mental health**, v. 1, n. 8, p. 542–554, 2023.

SHUM, H.-Y.; HE, X.-D.; LI, D. From Eliza to XiaoIce: challenges and opportunities with social chatbots. **Frontiers of Information Technology & Electronic Engineering**, v. 19, n. 1, p. 10–26, 2018.

SIEGMUND, G.; LISBOA, C. Orientação Psicológica On-line: Percepção dos Profissionais sobre a Relação com os Clientes. **Psicologia, Ciência e Profissão**, v. 35, n. 1, p. 168–181, 2015.

SMITH, C. A.; LAZARUS, R. S. Emotion and adaptation. In: PERVIN, L. A. (Ed.). **Handbook of Personality: Theory and research**. New York: The Guilford Press, 1990. p. 609–637.

SMITH, K. A.; BLEASE, C. Faurholt-Jepsen M, et alDigital mental health: challenges and next stepsBMJ. **Ment Health**, v. 26, 2023.

SNYDER, C. R. TARGET ARTICLE: Hope theory: Rainbows in the mind. **Psychological inquiry**, v. 13, n. 4, p. 249–275, 2002.

SWANEPOEL, S.; BOTHA, P.; ROSE-INNES, R. Organizational behaviour: Exploring the relationship between ethical climate, self-efficacy and hope. **Journal of Applied Business Research (JABR)**, v. 31, n. 4, p. 1419, 2015.

TAO, DA; WANG, TIEYAN; WANG, TIESHAN; ZHANG, TINGRU; ZHANG, XIAOYAN; QU, XINGDA. A systematic review and meta-analysis of user acceptance of consumer-oriented health information technologies. **Computers in human behavior**, v. 104, n. 106147, p. 106147, 2020.

TAVARES, J.; OLIVEIRA, T. Electronic health record patient portal adoption by health care consumers: An acceptance model and survey. **Journal of medical internet research**, v. 18, n. 3, p. e49, 2016.

TIMAKUM, T.; XIE, Q.; SONG, M. Analysis of E-mental health research: mapping the relationship between information technology and mental healthcare. **BMC psychiatry**, v. 22, n. 1, 2022.

TOROUS, JOHN; LIPSCHITZ, JESSICA; NG, MICHELLE; FIRTH, JOSEPH. Dropout rates in clinical trials of smartphone apps for depressive symptoms: A systematic review and meta-analysis. **Journal of affective disorders**, v. 263, p. 413–419, 2020.

TSAI, C.-H. Integrating social capital theory, social cognitive theory, and the technology acceptance model to explore a behavioral model of telehealth systems. **International journal of environmental research and public health**, v. 11, n. 5, p. 4905–4925, 2014.

URBAN, GLEN L; AMYX, CINDA; LORENZON, ANTONIO. Online Trust: State of the art, new frontiers, and research potential. **Journal of interactive marketing**, v. 23, n. 2, p. 179–190, 2009.

VAIDYAM, ADITYA NRUSIMHA; WISNIEWSKI, HANNAH; HALAMKA, JOHN DAVID; KASHAVAN, MATCHERI S; TOROUS, JOHN BLAKE. Chatbots and conversational agents in mental health: A review of the psychiatric landscape. **Canadian journal of psychiatry. Revue canadienne de psychiatrie**, v. 64, n. 7, p. 456–464, 2019.

VAN DER KRIEKE, LIAN; WUNDERINK, LEX; EMERENCIA, ANDO C; DE JONGE, PETER; SYTEMA, SJOERD. E-mental health self-management for psychotic disorders: State of the art and future perspectives. **Psychiatric services (Washington, D.C.)**, v. 65, n. 1, p. 33–49, 2014.

VAN VELSEN, L.; TABAK, M.; HERMENS, H. Measuring patient trust in telemedicine services: Development of a survey instrument and its validation for an anticoagulation web-service. **International journal of medical informatics**, v. 97, p. 52–58, 2017.

VENKATESH; MORRIS; DAVIS; DAVIS. User acceptance of information technology: Toward a unified view. **MIS quarterly: management information systems**, v. 27, n. 3, p. 425, 2003.

VENKATESH, V. Determinants of perceived ease of use: Integrating control, intrinsic motivation, and emotion into the technology acceptance model. **Information systems research: ISR**, v. 11, n. 4, p. 342–365, 2000.

VENKATESH, V.; DAVIS, F. D. A model of the antecedents of perceived ease of use: Development and test. **Decision sciences**, v. 27, n. 3, p. 451–481, 1996.

VENKATESH, V.; DAVIS, F. D. A theoretical extension of the Technology Acceptance Model: Four longitudinal field studies. **Management science**, v. 46, n. 2, p. 186–204, 2000.

WANG, JING; DENG, HUAN; LIU, BANGTAO; HU, ANBIN; LIANG, JUN; FAN, LINGYE; ZHENG, XU; WANG, TONG; LEI, JIANBO. Systematic evaluation of research progress on Natural language processing in medicine over the past 20 years: Bibliometric study on PubMed. **Journal of medical internet research**, v. 22, n. 1, p. e16816, 2020.

**World Health Organization 2024.** Disponível em:  
<https://www.who.int/campaigns/world-health-day/2024>. Acesso em: 14 mar. 2025.

YOUAFZAI, S. Y.; FOXALL, G. R.; PALLISTER, J. G. Technology acceptance: a meta-analysis of the TAM: Part 1. **Journal of modelling in management**, v. 2, n. 3, p. 251–280, 2007.

YZER, M.; GILASEVITCH, J. Beliefs underlying stress reduction and depression help-seeking among college students: An elicitation study. **Journal of American college health: J of ACH**, v. 67, n. 2, p. 153–160, 2019.

ZHONG, Y.; OH, S.; MOON, H. C. Service transformation under industry 4.0: Investigating acceptance of facial recognition payment through an extended technology acceptance model. **Technology in society**, v. 64, n. 101515, p. 101515, 2021.

## 7 Apêndices

### **Apêndice A - Questionário utilizado na pesquisa**

Questões introdutórias:

- I. Já utilizou alguma ferramenta de inteligência artificial como o ChatGPT? Se sim, com que frequência?
- II. Já realizou terapia ou algum tipo de acompanhamento psicológico? Se sim, há quanto tempo?

Após a interação com o Mental Health GPT, solicitamos que você responda ao questionário abaixo.

Por favor, leia cada afirmação com atenção e avalie-as de acordo com sua experiência. As respostas devem ser dadas com base na seguinte escala de 1 a 5:

- 1: Concordo totalmente
- 2: Concordo parcialmente
- 3: Não concordo nem discordo
- 4: Concordo parcialmente
- 5: Concordo totalmente

Ao responder, tenha em mente a experiência vivida durante a interação com o Mental Health GPT.

Pergunta 1: Aconselhamento psicológico utilizando ChatGPT (Mental Health GPT) me ajudaria a identificar formas de melhorar meu bem-estar.

- 1: Concordo totalmente
- 2: Concordo parcialmente
- 3: Não concordo nem discordo
- 4: Concordo parcialmente
- 5: Concordo totalmente

Pergunta 2: Aconselhamento psicológico utilizando ChatGPT (Mental Health GPT) me ajudaria a ver que existem muitas maneiras de resolver meus problemas.

- 1: Concordo totalmente
- 2: Concordo parcialmente
- 3: Não concordo nem discordo
- 4: Concordo parcialmente
- 5: Concordo totalmente

Pergunta 3: Eu conseguiria identificar muitas formas de fazer melhorias através do aconselhamento psicológico utilizando ChatGPT (Mental Health GPT).

- 1: Concordo totalmente
- 2: Concordo parcialmente
- 3: Não concordo nem discordo
- 4: Concorde parcialmente
- 5: Concorde totalmente

Pergunta 4: Mesmo quando meus problemas parecerem significativos, sei que o aconselhamento psicológico utilizando ChatGPT (Mental Health GPT) poderia ajudar.

- 1: Concordo totalmente
- 2: Concordo parcialmente
- 3: Não concordo nem discordo
- 4: Concorde parcialmente
- 5: Concorde totalmente

Pergunta 5: Não acho que utilizar ChatGPT (Mental Health GPT) para aconselhamento psicológico me ajudaria a alcançar meus objetivos.

- 1: Concordo totalmente
- 2: Concordo parcialmente
- 3: Não concordo nem discordo
- 4: Concorde parcialmente
- 5: Concorde totalmente

Pergunta 6: Acho que utilizar o ChatGPT (Mental Health GPT) como meu conselheiro psicológico poderia me ajudar a resolver meu problema.

- 1: Concordo totalmente
- 2: Concordo parcialmente
- 3: Não concordo nem discordo
- 4: Concorde parcialmente
- 5: Concorde totalmente

Pergunta 7: Estou ciente das maneiras que utilizar o ChatGPT (Mental Health GPT) como meu conselheiro psicológico poderia me ajudar no meu dia a dia.

- 1: Concordo totalmente
- 2: Concordo parcialmente
- 3: Não concordo nem discordo
- 4: Concorde parcialmente
- 5: Concorde totalmente

Pergunta 8: Quando eu me sentir sem opções, tenho confiança de que utilizar o ChatGPT (Mental Health GPT) como meu conselheiro psicológico poderia me ajudar a me motivar a alcançar meus objetivos de saúde mental.

- 1: Concordo totalmente

- 2: Discordo parcialmente
- 3: Não concordo nem discordo
- 4: Concordo parcialmente
- 5: Concordo totalmente

Pergunta 9: Pensar nas mudanças que poderia fazer na minha vida através do aconselhamento psicológico utilizando o ChatGPT (Mental Health GPT) é excitante.

- 1: Discordo totalmente
- 2: Discordo parcialmente
- 3: Não concordo nem discordo
- 4: Concordo parcialmente
- 5: Concordo totalmente

Pergunta 10: Consigo pensar em maneiras de ser um participante engajado no aconselhamento psicológico com o uso do ChatGPT (Mental Health GPT).

- 1: Discordo totalmente
- 2: Discordo parcialmente
- 3: Não concordo nem discordo
- 4: Concordo parcialmente
- 5: Concordo totalmente

Pergunta 11: O aconselhamento psicológico utilizando o ChatGPT (Mental Health GPT) me empolga.

- 1: Discordo totalmente
- 2: Discordo parcialmente
- 3: Não concordo nem discordo
- 4: Concordo parcialmente
- 5: Concordo totalmente

Pergunta 12: O ChatGPT (Mental Health GPT) como meu conselheiro psicológico me ajudaria a me motivar a resolver um problema.

- 1: Discordo totalmente
- 2: Discordo parcialmente
- 3: Não concordo nem discordo
- 4: Concordo parcialmente
- 5: Concordo totalmente

Pergunta 13: Trabalhar na direção de uma mudança positiva utilizando o aconselhamento psicológico ChatGPT (Mental Health GPT) é motivante para mim.

- 1: Discordo totalmente
- 2: Discordo parcialmente
- 3: Não concordo nem discordo
- 4: Concordo parcialmente
- 5: Concordo totalmente

Pergunta 14: A ideia de aconselhamento psicológico utilizando o ChatGPT (Mental Health GPT) me anima.

- 1: Discordo totalmente
- 2: Discordo parcialmente
- 3: Não concordo nem discordo
- 4: Concordo parcialmente
- 5: Concordo totalmente

Pergunta 15: Eu saberia o que eu gostaria de alcançar em um aconselhamento psicológico utilizando o ChatGPT (Mental Health GPT).

- 1: Discordo totalmente
- 2: Discordo parcialmente
- 3: Não concordo nem discordo
- 4: Concordo parcialmente
- 5: Concordo totalmente

Pergunta 16: Eu conseguiria identificar as coisas que gostaria de melhorar por meio do aconselhamento psicológico utilizando o ChatGPT (Mental Health GPT).

- 1: Discordo totalmente
- 2: Discordo parcialmente
- 3: Não concordo nem discordo
- 4: Concordo parcialmente
- 5: Concordo totalmente

Pergunta 17: Meus objetivos para um aconselhamento psicológico utilizando o ChatGPT (Mental Health GPT) seriam fáceis de identificar claramente.

- 1: Discordo totalmente
- 2: Discordo parcialmente
- 3: Não concordo nem discordo
- 4: Concordo parcialmente
- 5: Concordo totalmente

Pergunta 18: Meus objetivos para um aconselhamento psicológico utilizando o ChatGPT (Mental Health GPT) não estão claros.

- 1: Discordo totalmente
- 2: Discordo parcialmente
- 3: Não concordo nem discordo
- 4: Concordo parcialmente
- 5: Concordo totalmente

Pergunta 19: Meus objetivos para um aconselhamento psicológico utilizando o ChatGPT (Mental Health GPT) seriam realistas.

- 1: Discordo totalmente

- 2: Discordo parcialmente
- 3: Não concordo nem discordo
- 4: Concordo parcialmente
- 5: Concordo totalmente

Pergunta 20: A inteligência artificial (conforme usada no ChatGPT para Saúde Mental testado) é adequada para a conversa sobre saúde mental.

- 1: Discordo totalmente
- 2: Discordo parcialmente
- 3: Não concordo nem discordo
- 4: Concordo parcialmente
- 5: Concordo totalmente

Pergunta 21: A inteligência artificial (conforme usada no ChatGPT para Saúde Mental testado) é apropriada para discutir questões relacionadas à saúde mental.

- 1: Discordo totalmente
- 2: Discordo parcialmente
- 3: Não concordo nem discordo
- 4: Concordo parcialmente
- 5: Concordo totalmente

Pergunta 22: A inteligência artificial (conforme usada no ChatGPT para Saúde Mental testado) é útil para fornecer informações ou apoio sobre saúde mental.

- 1: Discordo totalmente
- 2: Discordo parcialmente
- 3: Não concordo nem discordo
- 4: Concordo parcialmente
- 5: Concordo totalmente

Pergunta 23: A inteligência artificial (conforme usada no ChatGPT para Saúde Mental testado) se alinha bem com o objetivo de conversar.

- 1: Discordo totalmente
- 2: Discordo parcialmente
- 3: Não concordo nem discordo
- 4: Concordo parcialmente
- 5: Concordo totalmente

Pergunta 24: A inteligência artificial (conforme usada no ChatGPT para Saúde Mental testado) é útil em relação a aspectos específicos da saúde mental.

- 1: Discordo totalmente
- 2: Discordo parcialmente
- 3: Não concordo nem discordo
- 4: Concordo parcialmente
- 5: Concordo totalmente

Pergunta 25: A inteligência artificial (conforme usada no ChatGPT para Saúde Mental testado) oferece informações suficientes para uma conversa sobre saúde mental.

- 1: Discordo totalmente
- 2: Discordo parcialmente
- 3: Não concordo nem discordo
- 4: Concordo parcialmente
- 5: Concordo totalmente

Pergunta 26: A inteligência artificial (conforme usada no ChatGPT para Saúde Mental testado) torna a conversa sobre saúde mental mais fácil.

- 1: Discordo totalmente
- 2: Discordo parcialmente
- 3: Não concordo nem discordo
- 4: Concordo parcialmente
- 5: Concordo totalmente

Pergunta 27: A inteligência artificial (conforme usada no ChatGPT para Saúde Mental testado) é adequada para discutir saúde mental.

- 1: Discordo totalmente
- 2: Discordo parcialmente
- 3: Não concordo nem discordo
- 4: Concordo parcialmente
- 5: Concordo totalmente

Pergunta 28: Me sinto capaz de concluir com sucesso a conversa com a inteligência artificial (conforme usada no ChatGPT para Saúde Mental testado) sobre saúde mental.

- 1: Discordo totalmente
- 2: Discordo parcialmente
- 3: Não concordo nem discordo
- 4: Concordo parcialmente
- 5: Concordo totalmente

Pergunta 29: Sei como interagir com a inteligência artificial (conforme usada no ChatGPT para Saúde Mental testado) para discutir questões relacionadas à saúde mental.

- 1: Discordo totalmente
- 2: Discordo parcialmente
- 3: Não concordo nem discordo
- 4: Concordo parcialmente
- 5: Concordo totalmente

Pergunta 30: Me sinto confiante ao usar a inteligência artificial (conforme usada no ChatGPT para Saúde Mental testado) para obter informações ou apoio sobre saúde mental.

- 1: Discordo totalmente
- 2: Discordo parcialmente
- 3: Não concordo nem discordo
- 4: Concordo parcialmente
- 5: Concordo totalmente

Pergunta 31: Me sinto confortável ao interagir com a inteligência artificial (conforme usada no ChatGPT para Saúde Mental testado) durante a conversa.

- 1: Discordo totalmente
- 2: Discordo parcialmente
- 3: Não concordo nem discordo
- 4: Concordo parcialmente
- 5: Concordo totalmente

Pergunta 32: Tenho habilidade para usar a inteligência artificial (conforme usada no ChatGPT para Saúde Mental testado) para discutir saúde mental.

- 1: Discordo totalmente
- 2: Discordo parcialmente
- 3: Não concordo nem discordo
- 4: Concordo parcialmente
- 5: Concordo totalmente

Pergunta 33: Confio na inteligência artificial (conforme usada no ChatGPT para Saúde Mental testado) para discutir questões relacionadas à saúde mental.

- 1: Discordo totalmente
- 2: Discordo parcialmente
- 3: Não concordo nem discordo
- 4: Concordo parcialmente
- 5: Concordo totalmente

Pergunta 34: Acredito que possíveis problemas com a inteligência artificial (conforme usada no ChatGPT para Saúde Mental testado) serão resolvidos adequadamente.

- 1: Discordo totalmente
- 2: Discordo parcialmente
- 3: Não concordo nem discordo
- 4: Concordo parcialmente
- 5: Concordo totalmente

Pergunta 35: Confio menos na inteligência artificial (conforme usada no ChatGPT para Saúde Mental testado) do que em outros serviços online como terapia guiada e teleconsulta.

- 1: Discordo totalmente
- 2: Discordo parcialmente
- 3: Não concordo nem discordo
- 4: Concordo parcialmente
- 5: Concordo totalmente

Pergunta 36: Me sinto confortável ao interagir com a inteligência artificial (conforme usada no ChatGPT para Saúde Mental testado) durante a conversa.

- 1: Discordo totalmente
- 2: Discordo parcialmente
- 3: Não concordo nem discordo
- 4: Concordo parcialmente
- 5: Concordo totalmente

Pergunta 37: Hesito em compartilhar meus dados pessoais com inteligência artificial (conforme usada no ChatGPT para Saúde Mental testado).

- 1: Discordo totalmente
- 2: Discordo parcialmente
- 3: Não concordo nem discordo
- 4: Concordo parcialmente
- 5: Concordo totalmente

Pergunta 38: Considero útil utilizar a inteligência artificial (conforme usada no ChatGPT para Saúde Mental testado) para monitorar minha saúde mental.

- 1: Discordo totalmente
- 2: Discordo parcialmente
- 3: Não concordo nem discordo
- 4: Concordo parcialmente
- 5: Concordo totalmente

Pergunta 39: O uso da inteligência artificial (conforme usada no ChatGPT para Saúde Mental testado) para conversar sobre saúde mental me faria sentir mais seguro no meu dia a dia.

- 1: Discordo totalmente
- 2: Discordo parcialmente
- 3: Não concordo nem discordo
- 4: Concordo parcialmente
- 5: Concordo totalmente

Pergunta 40: A inteligência artificial (conforme usada no ChatGPT para Saúde Mental testado) poderia aumentar a conveniência no acesso aos serviços de saúde mental.

- 1: Discordo totalmente
- 2: Discordo parcialmente

- 3: Não concordo nem discordo
- 4: Concordo parcialmente
- 5: Concordo totalmente

Pergunta 41: A inteligência artificial (conforme usada no ChatGPT para Saúde Mental testado) poderia melhorar minha qualidade de vida relacionada à saúde mental.

- 1: Discordo totalmente
- 2: Discordo parcialmente
- 3: Não concordo nem discordo
- 4: Concordo parcialmente
- 5: Concordo totalmente

Pergunta 42: Considero a inteligência artificial (conforme usada no ChatGPT para Saúde Mental testado) útil para conversar sobre saúde mental.

- 1: Discordo totalmente
- 2: Discordo parcialmente
- 3: Não concordo nem discordo
- 4: Concordo parcialmente
- 5: Concordo totalmente

Pergunta 43: Acho simples utilizar a inteligência artificial (conforme usada no ChatGPT para Saúde Mental testado) para discutir questões relacionadas à saúde mental.

- 1: Discordo totalmente
- 2: Discordo parcialmente
- 3: Não concordo nem discordo
- 4: Concordo parcialmente
- 5: Concordo totalmente

Pergunta 44: Acredito que aprender a usar a inteligência artificial (conforme usada no ChatGPT para Saúde Mental testado) para conversar sobre saúde mental seria fácil.

- 1: Discordo totalmente
- 2: Discordo parcialmente
- 3: Não concordo nem discordo
- 4: Concordo parcialmente
- 5: Concordo totalmente

Pergunta 45: Considero que a inteligência artificial (conforme usada no ChatGPT para Saúde Mental testado) seria facilmente compreensível e clara durante a conversa.

- 1: Discordo totalmente
- 2: Discordo parcialmente
- 3: Não concordo nem discordo

- 4: Concordo parcialmente
- 5: Concordo totalmente

Pergunta 46: Considero conveniente utilizar a inteligência artificial (conforme usada no ChatGPT para Saúde Mental testado) para discutir saúde mental.

- 1: Discordo totalmente
- 2: Discordo parcialmente
- 3: Não concordo nem discordo
- 4: Concordo parcialmente
- 5: Concordo totalmente

Pergunta 47: Considero uma boa ideia utilizar a inteligência artificial (conforme usada no ChatGPT para Saúde Mental testado) para discutir questões relacionadas à saúde mental.

- 1: Discordo totalmente
- 2: Discordo parcialmente
- 3: Não concordo nem discordo
- 4: Concordo parcialmente
- 5: Concordo totalmente

Pergunta 48: Acredito que usar a inteligência artificial (conforme usada no ChatGPT para Saúde Mental testado) para acessar cuidados médicos é uma escolha sábia.

- 1: Discordo totalmente
- 2: Discordo parcialmente
- 3: Não concordo nem discordo
- 4: Concordo parcialmente
- 5: Concordo totalmente

Pergunta 49: Considero que utilizar a inteligência artificial (conforme usada no ChatGPT para Saúde Mental testado) para acessar cuidados médicos é atraente.

- 1: Discordo totalmente
- 2: Discordo parcialmente
- 3: Não concordo nem discordo
- 4: Concordo parcialmente
- 5: Concordo totalmente

Pergunta 50: Pretendo utilizar a inteligência artificial (conforme usada no ChatGPT para Saúde Mental testado) para discutir questões relacionadas à saúde mental num futuro próximo.

- 1: Discordo totalmente
- 2: Discordo parcialmente
- 3: Não concordo nem discordo
- 4: Concordo parcialmente
- 5: Concordo totalmente

Pergunta 51: É provável que utilize a inteligência artificial (conforme usada no ChatGPT para Saúde Mental testado) para acessar informações ou apoio sobre saúde mental num futuro próximo.

- 1: Discordo totalmente
- 2: Discordo parcialmente
- 3: Não concordo nem discordo
- 4: Concordo parcialmente
- 5: Concordo totalmente

Pergunta 52: Espero utilizar a inteligência artificial (conforme usada no ChatGPT para Saúde Mental testado) para conversar sobre saúde mental num futuro próximo.

- 1: Discordo totalmente
- 2: Discordo parcialmente
- 3: Não concordo nem discordo
- 4: Concordo parcialmente
- 5: Concordo totalmente

Dados pessoais:

Pergunta 53: Em qual cidade e estado reside?

Pergunta 54: Qual é o seu gênero?

Pergunta 55: Qual a sua idade?

Pergunta 56: Qual sua renda familiar média?

Pergunta 57: Qual seu nível de escolaridade?

## **Apêndice B - Tecnologia Utilizada na Pesquisa (Mental Health - GPT)**

Descrição do Mental Health GPT:

O Mental Health GPT foi projetado para oferecer informações e orientações gerais sobre saúde mental e bem-estar, utilizando uma linguagem simples, acolhedora e compreensiva. Ele não substitui o diagnóstico ou tratamento profissional, mas pode ser uma ferramenta complementar, ajudando a refletir sobre temas como autocuidado, gestão emocional, técnicas de relaxamento e práticas saudáveis para o dia a dia. Sua abordagem é focada em promover a conscientização e encorajar hábitos que melhorem o equilíbrio emocional.

Acesso ao Mental Health GPT

Caso não se sinta confortável em interagir diretamente com o chat, há a possibilidade de visualizar prints de uma interação como alternativa. Embora essa opção ofereça uma compreensão básica, ela não proporciona a experiência completa que o uso direto do chat oferece.

Para acessar o Mental Health GPT, será necessário possuir uma conta no ChatGPT. Caso ainda não tenha uma conta, poderá criá-la pelo link: [mental-health-gpt](https://chat.openai.com/auth/login).



Você poderia conversar comigo de forma que eu sinta que estou falando com um terapeuta cognitivo-comportamental? Gostaria de falar sobre minha ansiedade no trabalho.



Claro! Vamos explorar isso juntos. Pode me contar um pouco mais sobre o que acontece no trabalho que dispara sua ansiedade? Como você percebe esses momentos no seu corpo e nos seus pensamentos?



Me sinto constantemente cobrado, principalmente quando o final do ano se aproxima.



Entendo. O final do ano pode trazer muita pressão. Quando você se sente cobrado, que tipo de pensamentos costuma passar pela sua cabeça? Por exemplo, algo como "não vou dar conta" ou "não posso falhar"?

Não sei exatamente quais são os pensamentos que tenho quando me sinto cobrado.



Tudo bem. Vamos tentar identificar isso juntos. Quando a cobrança aparece, como você percebe isso no seu corpo? Talvez tensão, coração acelerado ou outro sinal físico? Isso pode nos dar pistas sobre os pensamentos por trás da ansiedade.

Me sinto enjoado quando tenho que falar com algum superior.



Isso parece um sinal importante do impacto que a ansiedade tem em você. Quando surge esse enjoo, você se pega imaginando algo ruim sobre essa conversa, como ser julgado ou criticado?

Vou tentar observar melhor na próxima vez que me sentir assim, e venho te contar.



Ótimo! Observar é o primeiro passo para entender melhor suas reações. Quando quiser compartilhar, estarei aqui para ajudar!