

**MASTER'S DEGREE IN WEB TECHNOLOGY
AND SYSTEMS ENGINEERING**

**Inteligência Artificial como Instrumento
de Prevenção em Saúde Mental**

**Uma Avaliação Integrada da Evidência
Científica, das Aplicações Digitais e da
Perceção dos Utilizadores**

Miguel Ângelo Martins Moreira

Professor Firmino Silva (PhD)

DISSERTATION
VILA NOVA DE GAIA
JULY | 2026

Master's Dissertation submitted for partial satisfaction of the requirements for the Master's degree carried out under the supervision of Professor Firmino Silva presented to ISLA - Polytechnic Institute of Management and Technology of Vila Nova de Gaia to obtain the Master's degree in WEB TECHNOLOGY AND SYSTEMS ENGINEERING, in accordance with the Order nº 9371/2020.



INSTITUTO POLITÉCNICO DE GESTÃO E TECNOLOGIA

Inteligência Artificial como Instrumento de Prevenção em Saúde Mental. Uma Avaliação Integrada da Evidência Científica, das Aplicações Digitais e da Perceção dos Utilizadores

Miguel Ângelo Martins Moreira

Aprovado em 17/07/2026

Composição do Júri

Presidente (Prof. Doutor José de Araújo Monteiro)

Arguente (Prof. Doutor António Abreu Silva)

Orientador/a (Prof. Doutor Firmino Oliveira da Silva)

Vila Nova de Gaia

2026

Agradecimentos

Começo por agradecer ao Professor Firmino, pela orientação ao longo desta dissertação e por me desafiar constantemente a procurar novos projetos e desafios académicos. A sua disponibilidade, exigência e incentivo ao longo deste percurso foram fundamentais para a conclusão deste projeto.

Quero agradecer aos meus pais, Maria do Carmo e Belmiro Moreira, por tudo aquilo que me proporcionaram ao longo da vida - não apenas a nível académico, mas sobretudo enquanto pessoa. Todos os sacrifícios que fizeram tiveram sempre como objetivo garantir que eu e os meus irmãos tivéssemos oportunidades e ferramentas para construir o nosso caminho.

Ao meu pai, deixo um agradecimento especial. Apesar de a vida o ter levado por um caminho de trabalho e responsabilidade desde cedo, nunca deixou de nos incentivar a investir em nós próprios e no nosso futuro. Sei que esta conquista é também um motivo de orgulho para ele.

À minha mãe, pelo amor, força e resiliência demonstrados ao longo de todos estes anos. Pelo esforço silencioso e constante que permitiu à nossa família crescer com estabilidade e apoio.

À minha noiva, Soraia Campos, por ser a minha melhor amiga e companheira em todos os momentos. Pelo apoio incondicional e por acreditar sempre em mim, mesmo nos períodos mais exigentes deste percurso. Obrigado por celebrares comigo cada conquista como se fosse tua e por nunca deixares que eu duvidasse das minhas capacidades. A tua presença e amizade tiveram um impacto muito maior neste percurso do que qualquer palavra conseguirá traduzir. Partilhar a vida contigo faz com que todos os objetivos alcançados tenham ainda mais significado.

Aos meus irmãos, Tiago e Belmiro. Ao Tiago, por ser para mim um exemplo de excelência académica e dedicação, especialmente pelo percurso que culminou no seu doutoramento. Ao Belmiro, pela sua bondade, autenticidade e enorme capacidade de superação perante os desafios da vida. Espero conseguir ser para eles um exemplo tão positivo quanto eles são para mim. Tenho um enorme orgulho em ambos.

Abstract (PT):

O rápido desenvolvimento das tecnologias de inteligência artificial (IA) transformou significativamente o panorama da saúde digital, particularmente no domínio do apoio à saúde mental. As aplicações de saúde mental baseadas em IA são cada vez mais utilizadas como ferramentas acessíveis para prestar assistência emocional, monitorizar o bem-estar psicológico e apoiar intervenções preventivas na área da saúde mental. Tendo em conta a prevalência crescente dos problemas de saúde mental e as limitações dos sistemas de saúde tradicionais em termos de acessibilidade e escalabilidade, compreender as perceções dos utilizadores sobre estas tecnologias reveste-se de importância crucial.

Este estudo tem como objetivo analisar as perceções dos utilizadores relativamente a aplicações de saúde mental baseadas em IA, centrando-se em quatro dimensões-chave: eficácia preventiva percebida, preocupações éticas, limitações emocionais e envolvimento do utilizador. A investigação adota uma metodologia quantitativa baseada num inquérito online realizado a 183 participantes de diferentes países. O questionário incluiu variáveis demográficas, padrões de utilização e itens em escala de Likert que mediam conceitos relacionados com benefícios percebidos, confiança e ética, limitações emocionais e envolvimento. A análise dos dados foi realizada utilizando estatísticas descritivas, análise de fiabilidade do alfa de Cronbach, testes t de uma amostra e análise de correlação. Foram também criadas variáveis compostas para representar as principais dimensões conceptuais do estudo, e a análise visual adicional foi apoiada por meio de ferramentas de estruturação de dados e de exploração.

Os resultados indicam que as aplicações de saúde mental baseadas em IA são, em geral, vistas como ferramentas eficazes para a deteção precoce de sofrimento emocional e para a intervenção preventiva. Os participantes referiram elevados níveis de acessibilidade e conveniência percebidas, destacando o papel destas aplicações na redução das barreiras ao apoio à saúde mental. No entanto, os resultados revelam também limitações percebidas relacionadas com a sensibilidade emocional e a empatia, quando comparadas com os sistemas tradicionais de apoio prestados por pessoas. Verificou-se que as considerações éticas, particularmente a confiança e a transparência, são fatores relevantes que influenciam o envolvimento do utilizador, embora preocupações como o

viés algorítmico tenham demonstrado associações mais fracas. Além disso, os resultados sugerem que os benefícios percebidos estão fortemente associados ao envolvimento do utilizador, enquanto os padrões de utilização indicam uma interação consistente e sustentada com aplicações de saúde mental baseadas em IA ao longo do tempo.

Em conclusão, as aplicações de saúde mental baseadas em IA são consideradas ferramentas complementares valiosas no âmbito dos sistemas de cuidados de saúde mental, sobretudo devido à sua acessibilidade e capacidade preventiva. No entanto, a sua eficácia e adoção a longo prazo dependem da resolução de desafios fundamentais relacionados com a inteligência emocional, a transparência ética e a confiança dos utilizadores. O estudo contribui para uma compreensão mais profunda dos fatores que influenciam a aceitação e a utilização da IA em contextos de saúde mental e fornece insights para o desenvolvimento de soluções digitais de saúde mental mais eficazes, éticas e centradas no utilizador.

Keywords: Artificial Intelligence, Mental Health, Digital Health, User Perception, Technology Acceptance, Ethical AI, Engagement.

Abstract (EN):

The rapid development of artificial intelligence (AI) technologies has significantly transformed the landscape of digital health, particularly in the field of mental health support. AI-based mental health applications are increasingly being used as accessible tools to provide emotional assistance, monitor psychological well-being, and support preventive mental health interventions. Given the growing prevalence of mental health challenges and the limitations of traditional healthcare systems in terms of accessibility and scalability, understanding user perceptions of these technologies is of critical importance.

This study aims to analyse users' perceptions of AI-based mental health applications, focusing on four key dimensions: perceived preventive effectiveness, ethical concerns, emotional limitations, and user engagement. The research adopts a quantitative methodology based on an online survey administered to 183 participants from different countries. The questionnaire included demographic variables, usage patterns, and Likert-scale items measuring constructs related to perceived benefits, trust and ethics, emotional limitations, and engagement. Data analysis was conducted using descriptive statistics, Cronbach's Alpha reliability analysis, one-sample t-tests, and correlation analysis. Composite variables were also created to represent the main conceptual dimensions of the study, and additional visual analysis was supported through data structuring and exploratory tools.

The results indicate that AI-based mental health applications are generally perceived as effective tools for early detection of emotional distress and preventive intervention. Participants reported high levels of perceived accessibility and convenience, highlighting the role of these applications in reducing barriers to mental health support. However, the findings also reveal perceived limitations related to emotional sensitivity and empathy when compared to traditional human-based support systems. Ethical considerations, particularly trust and transparency, were found to be relevant factors influencing user engagement, although concerns such as algorithmic bias showed weaker associations. Furthermore, results suggest that perceived benefits are strongly associated with user engagement, while usage patterns indicate consistent and sustained interaction with AI-based mental health applications over time.

In conclusion, AI-based mental health applications are perceived as valuable complementary tools within mental healthcare systems, primarily due to their accessibility and preventive capabilities. Nevertheless, their effectiveness and long-term adoption depend on addressing key challenges related to emotional intelligence, ethical transparency, and user trust. The study contributes to a deeper understanding of the factors influencing the acceptance and use of AI in mental health contexts and provides insights for the development of more effective, ethical, and user-centred digital mental health solutions.

Keywords: Artificial Intelligence, Mental Health, Digital Health, User Perception, Technology Acceptance, Ethical AI, Engagement.

Índice

1.	Introdução.....	1
1.1	Saúde mental na sociedade contemporânea.....	1
1.2	O surgimento da inteligência artificial no apoio à saúde mental.....	2
1.3	Definição do problema de investigação.....	3
1.4	Relevância científica, social e tecnológica.....	4
1.5	Visão geral da abordagem proposta.....	4
1.6	Motivação.....	5
1.7	Objetivo Geral.....	6
1.8	Objetivos Específicos.....	6
1.9	Pergunta de partida.....	7
1.10	Hipóteses da Investigação.....	7
1.11	Abordagem metodológica.....	7
1.12	Calendarização das atividades.....	8
2.	Metodologia.....	9
3.	Revisão da Literatura.....	13
3.1	Saúde mental: enquadramento conceptual e clínico - Conceito de Saúde Mental de acordo com a OMS e a Literatura Científica.....	13
3.2	Distinção entre bem-estar psicológico, sofrimento psicológico e perturbação mental.....	14
3.3	Impacto social, económico e organizacional dos transtornos mentais.....	15
4	Principais condições de saúde mental relevantes para o estudo.....	16
4.1	Stress psicológico, stress crónico, esgotamento (<i>burnout</i>) e ansiedade.....	16
4.2	Considerações integrativas.....	19
5	Modelos tradicionais de prevenção e tratamento em saúde mental.....	20

5.1	Prevenção primária em saúde mental, intervenções psicológicas tradicionais e intervenções farmacológicas	20
5.2	Papel dos profissionais de saúde mental	21
5.3	Limitações dos modelos tradicionais	22
7	A necessidade de abordagens preventivas e deteção precoce	24
7.1	Importância da prevenção, intervenção precoce e monitorização contínua do bem-estar psicológico	24
7.2	Autocontrolo emocional, literacia em saúde mental e barreiras à prevenção eficaz nos modelos tradicionais	25
8	Tecnologias digitais como instrumentos de apoio à saúde mental.....	26
8.1	<i>Digital Health e E-Mental Health</i>	26
8.2	Aplicações móveis e plataformas digitais na saúde mental	27
8.3	Tecnologias como complemento - e não como substituto - dos cuidados clínicos	27
8.4	Limitações e riscos das soluções digitais exclusivas	28
9	Inteligência artificial aplicada à saúde mental	28
9.1	Conceito de Inteligência Artificial em Contextos de Saúde	28
9.2	<i>Large Language Models (LLMs) e Natural Language Processing (NLP)</i>	30
9.3	Papel da IA na prevenção, deteção precoce e apoio à tomada de decisões	30
10	Evidências sobre IA na prevenção da saúde mental	31
11	Considerações éticas, de privacidade e confiança em ferramentas de saúde mental baseadas em IA	33
11.1	Dados sensíveis, privacidade, consentimento e proteção de dados	33
11.2	Risco de viés, dependência excessiva e falsa sensação de apoio.....	34
12	Síntese crítica da literatura e identificação de lacunas na investigação	35
13	<i>Benchmark</i>	37
13.1	Análise comparativa das aplicações.....	42

13.2	Identificação de Lacunas entre Aplicações.....	43
13.3	Relação entre os resultados e hipóteses do estudo.....	44
13.4	<i>Framework</i> conceptual	45
14	Solução e protótipo desenvolvido	48
14.1	Recolha e exportação de dados	48
14.2	Limpeza e pré-processamento de dados	49
14.3	Padronização de colunas	49
14.4	Conversão de tipos de dados.....	50
14.5	Tratamento de valores em falta.....	50
14.6	Ajustes na limpeza dos dados	50
14.7	Preparação dos dados para análise.....	50
14.8	Agrupamento de variáveis	50
14.9	Cálculo de Composite Score.....	51
14.10	Análise de fiabilidade	51
15	Discussão dos Resultados.....	52
15.1	Caracterização da amostra	52
15.2	Padrões de utilização das aplicações.....	56
15.3	Hipótese 1 (H1) - As aplicações de saúde mental baseadas em IA melhoram significativamente a deteção precoce e a intervenção preventiva.....	61
15.4	Hipótese 2 (H2) - As preocupações éticas influenciam significativamente a aceitação por parte dos utilizadores e a utilização sustentada de aplicações de saúde mental baseadas em IA	65
15.5	Hipótese 3 (H3) - As aplicações de saúde mental baseadas em IA são percebidas como mais acessíveis, mas menos sensíveis do ponto de vista emocional, do que o apoio tradicional à saúde mental.....	69
15.6	Hipótese 4 (H4) - As aplicações de saúde mental baseadas em IA estão associadas a níveis mais elevados de envolvimento e adesão por parte dos utilizadores.....	74

15.7	Análise dos resultados da regressão e dos gráficos descritivos	79
15.8	Conclusões adicionais	83
15.9	Resumo das principais implicações	85
16	Conclusão	89
16.1	Visão geral do estudo	89
16.2	Principais conclusões	91
16.3	Implicações teóricas e práticas	94
16.4	Limitações do estudo	96
16.5	Recomendações para investigação futura	98
16.6	Conclusão final	101
17	Referencias bibliográficas	103
	ANEXO A: Critérios seleção das aplicações	110
	ANEXO B: Inquérito aplicado	112
	ANEXO C: Email enviado às empresas / apps	120
	ANEXO D: Post de divulgação do Inquérito	122
	ANEXO E - Trecho de Código 1 – Ficheiro analysis.py	123
	ANEXO F – Trecho de código 2 – Ficheiro eda_analysis.py	127
	ANEXO G – Trecho de código 3 – Ficheiro hypothesis_testing.py	130
	ANEXO I – Trecho de Código 4 – ficheiro regression.py	134

Índice de Figuras

Figura 1 - Calendarização das atividades	8
Figura 2 - Framework conceptual	45
Figura 3 - Análise de fiabilidade	51
Figura 4 – Caraterização Demográfica.....	56
Figura 5 - Caraterização dos padrões de utilização dos participantes	61
Figura 6 – <i>Perceived Benefits</i> (H1)	64
Figura 7 – <i>Ethics, Trust and Adoption</i> (H2).....	69
Figura 8 - <i>AI vs. Human Emotional Support</i> (H3).....	73
Figura 9 - <i>Engagement & Continuity of Use</i> (H4)	78
Figura 10 - Matriz de correlação das variáveis-chave.....	79
Figura 11 - Envolvimento real vs. previsto	80
Figura 12 - Distribuição da pontuação de envolvimento do utilizador	81
Figura 13 - Coeficientes de regressão (importância das variáveis preditoras).....	82

Índice de Tabelas

Tabela 1 - Alinhamento entre as hipóteses e as questões do inquérito.....	11
Tabela 2 - Análise comparativa de ferramentas de prevenção de saúde mental baseadas em AI.....	39
Tabela 3 - Critérios seleção das aplicações	110

List of abbreviations

AAP - Association for Academic Psychiatry

AI - Artificial Intelligence

APP – Application (Aplicação)

IA - Inteligência Artificial

HIPAA - Health Insurance Portability and Accountability Act

LLM - Large Language Model

ML - Machine Learning

NLP - Natural Language Processing

OMS - Organização Mundial de Saúde

PNL - Processamento de Linguagem Natural

RGPD - Regulamento Geral sobre a Proteção de Dados

TAM - Technology Acceptance Model

TCC - Terapia Cognitivo-Comportamental

XAI – Explainable Artificial Intelligence

1. Introdução

1.1 Saúde mental na sociedade contemporânea

A saúde mental tornou-se um dos desafios mais urgentes da saúde pública do século XXI. De acordo com a Organização Mundial da Saúde (OMS), a saúde mental é definida como um estado de bem-estar no qual os indivíduos realizam as suas capacidades, lidam com os fatores de stress normais da vida, trabalham de forma produtiva e contribuem para as suas comunidades. No entanto, esse ideal continua cada vez mais difícil de alcançar nas sociedades contemporâneas marcadas pela fragmentação social, instabilidade económica, sobrecarga digital e crises globais.

Dados epidemiológicos indicam um aumento significativo e sustentado na prevalência de depressão, perturbações de ansiedade, stress crónico e esgotamento em todo o mundo (OMS, 2019). A pandemia da COVID-19 exacerbou ainda mais essa tendência, intensificando o sofrimento psicológico em todas as faixas etárias e contextos socioeconómicos (Deloitte, 2021). As condições de saúde mental estão agora entre as principais causas de incapacidade a nível global, contribuindo substancialmente para a perda de produtividade, o encargo social e a pressão sobre o sistema de saúde (Vigo, Thornicroft, & Atun, 2016).

Apesar da crescente consciencialização, o acesso a serviços de saúde mental oportunos e eficazes continua limitado. Barreiras estruturais - incluindo custo, disparidades geográficas, estigma e escassez de profissionais qualificados - continuam a impedir que muitas pessoas recebam intervenção precoce (Patel, 2018). Os sistemas tradicionais de saúde mental muitas vezes operam de forma reativa, tratando os sintomas após o diagnóstico clínico dos transtornos, em vez de priorizar a prevenção e a deteção precoce. Essa lacuna estrutural destaca a necessidade urgente de abordagens escaláveis, acessíveis e preventivas, capazes de complementar os modelos de atendimento existentes.

A saúde mental preventiva abrange estratégias destinadas a reduzir fatores de risco, fortalecer a resiliência e identificar sinais precoces de sofrimento psicológico antes do desenvolvimento de transtornos graves ou crónicos. Pesquisas demonstram consistentemente que a intervenção precoce melhora significativamente os resultados a

longo prazo, reduz a gravidade dos sintomas e diminui os custos com cuidados de saúde (McGorry, Purcell, Goldstone, & Amminger, 2011).

No entanto, uma prevenção eficaz requer monitorização contínua, apoio personalizado e envolvimento sustentado - dimensões que os modelos tradicionais presenciais têm dificuldade em oferecer em grande escala. Como resultado, há um interesse crescente em tecnologias digitais de saúde capazes de apoiar a autogestão, a consciência emocional e a deteção precoce de riscos (Sarwar, 2025).

1.2 O surgimento da inteligência artificial no apoio à saúde mental

Paralelamente a esses desafios sistémicos, a IA evoluiu rapidamente como um paradigma tecnológico transformador. Os sistemas de IA - particularmente aqueles assentes em *machine learning*, processamento de linguagem natural (NLP) e análise preditiva - estão cada vez mais integrados em ambientes de saúde (Russell & Norvig, 2021); (Goodfellow, Bengio, & Courville, 2016).

No domínio da saúde mental, as aplicações de IA incluem agentes conversacionais (*chatbots*), sistemas de monitorização do humor (*mood meters*), motores de recomendação personalizados e modelos preditivos para deteção de riscos psicológicos. Os avanços em grandes modelos de linguagem (LLMs) e PLN permitiram interações cada vez mais sofisticadas entre utilizadores e sistemas apoiados em IA (Jurafsky & Martin, 2023).

Evidências empíricas emergentes sugerem que as aplicações de saúde mental apoiadas em IA podem melhorar a acessibilidade, fornecer feedback em tempo real e apoiar estratégias de regulação emocional (Fitzpatrick, Darcy, & Vierhile, 2017); (Inkster, Sarda, & Subramanian, 2018); (Habicht, et al., 2025). Além disso, as intervenções digitais em saúde mental demonstraram potencial para melhorar o envolvimento (*engagement*) e reduzir as barreiras relacionadas ao estigma e ao custo (Torous & Vaidyam, 2021).

No entanto, embora a inovação tecnológica progrida rapidamente, a validação científica dessas ferramentas muitas vezes fica atrás da sua expansão no mercado (Mohr, 2023).

Apesar da proliferação de aplicações de saúde mental baseadas em IA nos mercados comerciais, ainda existem várias lacunas críticas. Em primeiro lugar, existe uma avaliação integrada limitada sobre se as alegações preventivas dessas aplicações são apoiadas por evidências científicas robustas. Muitas plataformas promovem capacidades de detecção precoce e monitorização emocional sem validação clínica padronizada (Gallegos, Kausler, Alderden, Davis, & Wang, 2024).

Em segundo lugar, as pesquisas existentes tendem a se concentrar na eficácia clínica em ambientes controlados ou no desempenho tecnológico, sem integrar sistematicamente a percepção do utilizador, considerações éticas e avaliação comparativa com modelos de apoio tradicionais (Chen & Genc, 2022).

Em terceiro lugar, as preocupações éticas - incluindo privacidade de dados, viés algorítmico, transparência e o risco de dependência excessiva de sistemas automatizados - estes fatores levantam questões importantes sobre confiança e implementação responsável (Rai, 2024). Os dados de saúde mental são inerentemente sensíveis, e o uso indevido ou a interpretação incorreta podem ter consequências significativas. Essas lacunas revelam a necessidade de uma avaliação multidimensional que considere:

1. As evidências científicas que sustentam as intervenções preventivas apoiadas em IA;
2. As características funcionais das principais aplicações atualmente disponíveis;
3. As percepções dos utilizadores em relação à eficácia, implicações éticas e envolvimento (Gallegos, Kausler, Alderden, Davis, & Wang, 2024)

1.3 Definição do problema de investigação

Embora as tecnologias de IA estejam cada vez mais posicionadas como soluções escaláveis para a prevenção da saúde mental, ainda não há uma compreensão integrada suficiente sobre a sua contribuição real dentro das estruturas preventivas (Higgins, Short, Chalup, & Wilson, 2023). Especificamente, não está claro até que ponto as aplicações apoiadas por IA:

- Melhoram a detecção precoce e a intervenção oportuna;
- Abordam ou exacerbam questões éticas;

- São percebidas como comparáveis ou complementares ao apoio tradicional à saúde mental;
- Promovem o envolvimento e a adesão sustentados dos utilizadores.

Este estudo aborda esta lacuna através da realização de uma avaliação integrada das tecnologias de IA na prevenção de condições de saúde mental, combinando uma revisão sistemática da literatura, uma análise comparativa de referência de aplicações selecionadas e uma investigação empírica das perceções dos utilizadores (Gallegos, Kausler, Alderden, Davis, & Wang, 2024).

1.4 Relevância científica, social e tecnológica

Cientificamente, este estudo contribui para o campo emergente da saúde mental digital, ao unir evidências clínicas, análise tecnológica e avaliação centrada no utilizador. O estudo responde aos apelos da literatura por avaliações mais abrangentes das ferramentas de saúde mental apoiadas por IA (Torous & Vaidyam, 2021).

Socialmente, compreender o potencial preventivo dos sistemas de IA é crucial num contexto em que os encargos com a saúde mental estão a aumentar e as lacunas nos serviços persistem. Se forem concebidas e validadas de forma responsável, as ferramentas apoiadas em IA podem melhorar a acessibilidade e reduzir as desigualdades no apoio à saúde mental (Sharma, 2025).

Tecnologicamente, esta investigação informa a inovação responsável, identificando pontos fortes, limitações e considerações éticas que devem orientar o desenvolvimento futuro da IA em domínios sensíveis (Feretzakis G. , 2024).

1.5 Visão geral da abordagem proposta

Para abordar o problema de investigação, este estudo adota um desenho de método quantitativo estruturado em três fases complementares:

1. Uma revisão narrativa da literatura para sintetizar as evidências científicas atuais sobre intervenções preventivas de saúde mental baseadas em IA.

2. Uma análise comparativa de dez aplicações líderes de saúde mental baseadas em IA, examinando características tecnológicas, alegações preventivas e características funcionais.
3. Um inquérito empírico aos utilizadores de aplicações de saúde mental baseadas em IA, avaliando a eficácia percebida, as preocupações éticas, o valor comparativo e os padrões de envolvimento.

Esta abordagem integrada permite a triangulação entre evidências, implementação tecnológica e experiência vivida pelo utilizador.

1.6 Motivação

A motivação para este estudo surge da convergência de dois fenómenos contemporâneos críticos: o aumento da carga global das condições de saúde mental e a rápida expansão das tecnologias de Inteligência Artificial nos ecossistemas digitais.

Por um lado, os transtornos de saúde mental, como depressão, ansiedade e stress crónico, continuam a aumentar em prevalência, gerando sofrimento individual substancial e pressão sistémica sobre os sistemas de saúde em todo o mundo (Vigo, Thornicroft, & Atun, 2016). Os serviços tradicionais de saúde mental, embora clinicamente essenciais, enfrentam desafios persistentes relacionados à acessibilidade, escalabilidade e capacidade de intervenção precoce (Patel, 2018). As abordagens preventivas permanecem subdesenvolvidas em relação aos modelos apoiados em tratamento.

Por outro lado, as aplicações digitais assentes em IA entraram no panorama da saúde mental a um ritmo sem precedentes. As plataformas móveis que oferecem acompanhamento do humor, agentes conversacionais e mecanismos de feedback preditivo estão cada vez mais posicionadas como ferramentas preventivas. No entanto, a expansão destas tecnologias ultrapassou o desenvolvimento de avaliações integradas que combinam validação científica, análise tecnológica e avaliação centrada no utilizador (Mohr, 2023).

Este desequilíbrio entre inovação tecnológica e avaliação abrangente cria uma necessidade crítica de investigação sistemática. Existe o risco de que as ferramentas de

saúde mental baseadas em IA sejam amplamente adotadas sem uma compreensão suficiente da sua contribuição preventiva real, implicações éticas e valor comparativo em relação aos modelos de apoio tradicionais (Torous & Vaidyam, 2021).

O presente estudo é motivado pela necessidade de colmatar esta lacuna. Ao integrar evidências científicas, análises tecnológicas comparativas e dados empíricos sobre a percepção dos utilizadores, esta investigação procura fornecer uma avaliação equilibrada e multidimensional da IA como instrumento de prevenção da saúde mental. Ao fazê-lo, contribui para uma inovação responsável na saúde digital e para uma compreensão mais informada de como as tecnologias emergentes podem apoiar - em vez de substituir - os quadros clínicos estabelecidos.

1.7 Objetivo Geral

O objetivo geral deste estudo é: avaliar a contribuição das tecnologias de IA para a prevenção de condições de saúde mental através de uma análise integrada de evidências científicas, aplicações digitais existentes e percepções dos utilizadores.

1.8 Objetivos Específicos

Os objetivos específicos deste estudo são:

1. Analisar as evidências científicas atuais sobre ferramentas baseadas em IA para a deteção precoce e prevenção de condições de saúde mental.
2. Identificar e comparar as funcionalidades preventivas das principais aplicações de IA para saúde mental.
3. Examinar as percepções dos utilizadores sobre a eficácia, implicações éticas e vantagens comparativas em relação ao apoio tradicional à saúde mental.
4. Avaliar se as aplicações baseadas em IA promovem maior envolvimento e adesão entre os utilizadores.

1.9 Pergunta de partida

A questão central que orienta este estudo é: como as tecnologias de IA contribuem para a prevenção de problemas de saúde mental, considerando as evidências científicas, as funcionalidades das aplicações e as percepções dos utilizadores?

1.10 Hipóteses da Investigação

Com base na literatura e no quadro teórico, propõem-se as seguintes hipóteses:

- **H1:** As aplicações de saúde mental baseadas em IA melhoram significativamente a deteção precoce e a intervenção preventiva.
- **H2:** As preocupações éticas influenciam significativamente a aceitação por parte dos utilizadores e a utilização sustentada de aplicações de saúde mental baseadas em IA.
- **H3:** As aplicações de saúde mental baseadas em IA são percebidas como mais acessíveis, mas menos sensíveis do ponto de vista emocional, do que o apoio tradicional à saúde mental.
- **H4:** As aplicações de saúde mental baseadas em IA estão associadas a níveis mais elevados de envolvimento e adesão por parte dos utilizadores.

1.11 Abordagem metodológica

Este estudo adota um desenho de pesquisa através de um método quantitativo. Uma revisão sistemática da literatura fornece fundamentos teóricos e empíricos, enquanto uma análise comparativa estruturada oferece contextualização tecnológica. Uma pesquisa quantitativa permite o teste estatístico das hipóteses propostas.

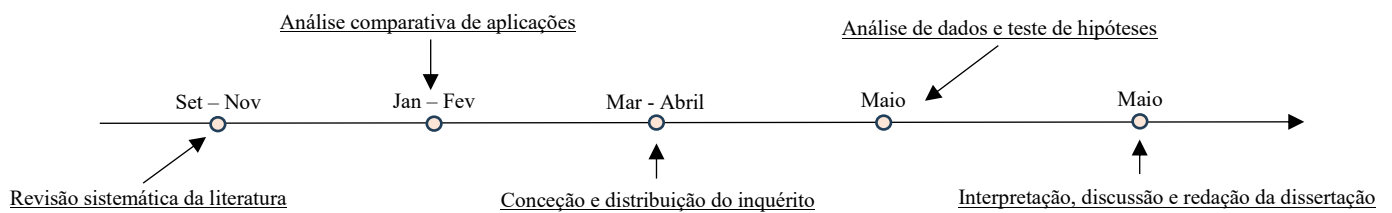
Este desenho triangulado aumenta a validade e a robustez dos resultados, integrando múltiplas fontes de dados e perspetivas analíticas.

1.12 Calendarização das atividades

O processo de investigação está estruturado em fases sequenciais:

1. Revisão sistemática da literatura;
2. Análise comparativa de aplicações de IA;
3. Conceção e distribuição do inquérito;
4. Análise de dados e teste de hipóteses.
5. Interpretação, discussão e redação da dissertação.

Figura 1 - Calendarização das atividades



2. Metodologia

2 Conceção da investigação e abordagem metodológica geral

Este estudo adota um método quantitativo de pesquisa para investigar o impacto das tecnologias de IA na prevenção de condições de saúde mental. A estrutura metodológica está alinhada com os objetivos e hipóteses de pesquisa previamente definidos e está organizada em dois componentes complementares: (1) uma revisão estruturada do estado da arte e análise comparativa do mercado, e (2) um estudo quantitativo empírico assente numa pesquisa com utilizadores.

O desenho geral é de natureza explicativa e exploratória. É exploratório na medida em que procura mapear e sistematizar as atuais tecnologias de saúde mental preventivas baseadas em IA e as suas características relatadas. Simultaneamente, é explicativo, pois visa examinar as relações entre variáveis-chave, tais como a eficácia preventiva percebida, as preocupações éticas, o envolvimento dos utilizadores e a avaliação comparativa em relação ao apoio tradicional à saúde mental. A investigação está estruturada em três etapas sequenciais:

1. **Análise conceptual e do estado da arte** - Foi realizada uma revisão estruturada do panorama académico e tecnológico para identificar como a IA é atualmente operacionalizada em contextos de saúde mental preventiva. Esta fase centrou-se na literatura revista por pares e nos desenvolvimentos tecnológicos relevantes, enfatizando as tipologias de IA (por exemplo, agentes conversacionais, modelos preditivos, sistemas de monitorização do humor), funções preventivas relatadas e desafios éticos e metodológicos identificados.
2. **Benchmarking de aplicações de saúde mental baseadas em IA** - Para complementar a revisão teórica com uma perspetiva tecnológica do mundo real, foi realizada uma análise comparativa de dez aplicações líderes de saúde mental baseadas em IA. A seleção seguiu critérios de inclusão e exclusão predefinidos para garantir a transparência e replicabilidade metodológicas. Apenas foram incluídas aplicações acessíveis ao público que integravam funcionalidades de IA (por exemplo, *machine learning*, processamento de linguagem natural, personalização guiada por IA,

modelação preditiva) e que apoiavam explicitamente objetivos preventivos ou de intervenção precoce.

- a. A amostra final reflete as principais categorias de ferramentas preventivas de IA, incluindo agentes conversacionais, sistemas de monitorização do humor, plataformas personalizadas de bem-estar e aplicações de deteção precoce. Limitar a referência a dez aplicações é metodologicamente justificado: o número surgiu da aplicação estruturada dos critérios de inclusão, e não de uma decisão arbitrária, e garante profundidade analítica suficiente, mantendo a viabilidade dentro do âmbito de uma dissertação de mestrado.
- b. A fase de *benchmarking* permitiu uma comparação sistemática entre dimensões como:
 - i. Tipo de tecnologia de IA empregada;
 - ii. Funcionalidade preventiva (por exemplo, redução do stress, regulação emocional, deteção precoce de sintomas);
 - iii. Modelo de interação do utilizador;
 - iv. Mecanismos de personalização;
 - v. Posicionamento ético (por exemplo, transparência, divulgação do tratamento de dados).

Esta fase forneceu a base empírica para o desenvolvimento do instrumento de pesquisa e garantiu o alinhamento entre a estrutura conceitual e as implementações de IA no mundo real.

3. Estudo empírico quantitativo (pesquisa baseada em inquérito) - A componente empírica do estudo consiste num inquérito online estruturado dirigido a adultos (maiores de 18 anos) que tenham utilizado pelo menos uma aplicação de saúde mental baseada em IA. O inquérito foi realizado através do Google Forms, permitindo a apresentação padronizada das perguntas, a participação anónima e a recolha eficiente de dados.

- a. A população-alvo inclui:
 - i. Adultos com 18 anos ou mais;
 - ii. Indivíduos com experiência prévia no uso de pelo menos um aplicativo de saúde mental baseado em IA;

- iii. Participantes recrutados por meio de fornecedores das aplicações selecionados ou de forma independente por meio de redes profissionais (por exemplo, LinkedIn).

Foi adotada uma estratégia dupla de recrutamento para aumentar a diversidade da amostra e reduzir o potencial viés do *gatekeeper*¹. Primeiro, os fornecedores de aplicações selecionados foram contactados e convidados a divulgar o inquérito entre os seus utilizadores. Em segundo lugar, o inquérito foi distribuído de forma independente em redes profissionais e académicas para alcançar utilizadores além dos canais mediados pelos fornecedores. Esta abordagem reforça a validade externa e mitiga os riscos associados à participação organizacional seletiva.

O instrumento de pesquisa foi concebido para operacionalizar diretamente as quatro hipóteses de pesquisa e inclui seis secções estruturadas:

1. Informações demográficas e contextuais;
2. Perfil de utilização da aplicação de IA para saúde mental;
3. Impacto percebido na deteção precoce e na prevenção (H1);
4. Considerações éticas e confiança na IA (H2);
5. Avaliação comparativa das ferramentas de IA em relação ao apoio tradicional (H3);
6. Envolvimento e adesão do utilizador (H4).

Tabela 1 - Alinhamento entre as hipóteses e as questões do inquérito.

Hipótese	Secção do Inquérito
H1: AI improves early detection and intervention	Section 3
H2: Ethical issues affect acceptance and use	Section 4
H3: Perceived strengths/limitations vs traditional methods	Section 5
H4: Higher engagement and adherence with AI tools	Section 6

Fonte: desenvolvida pelo autor.

¹ *Gatekeeper* - "controlador de acesso" - "guarda do portão", termo usado de forma figurada para descrever pessoas, sistemas ou regras que filtram, controlam ou limitam o acesso a algo.

A maioria das variáveis atitudinais foi medida utilizando escalas Likert de cinco pontos, variando de “Discordo totalmente” a “Concordo totalmente”. Este formato de escala é amplamente adotado em pesquisas psicológicas e de aceitação de tecnologia e permite uma quantificação confiável de percepções subjetivas, mantendo a usabilidade do respondente.

A análise dos dados envolverá estatísticas descritivas, testes de fiabilidade e testes às hipóteses propostas e examinar as relações entre a eficácia percebida, as preocupações éticas, a avaliação comparativa e os níveis de envolvimento.

3 Justificação para o uso de uma abordagem quantitativa

A adoção de um desenho de um método quantitativo é metodologicamente justificada pela natureza multidimensional do problema de investigação. O impacto das tecnologias de IA na prevenção de condições de saúde mental deverá ser adequadamente compreendido através de uma lente metodológica, que permita compreender as dimensões tecnológicas, clínicas, éticas e percetivas.

Em primeiro lugar, os componentes de estado da arte e *benchmarking* proporcionam uma compreensão contextual e estrutural. Permitem ao estudo identificar como a IA é atualmente concebida e implementada em contextos de prevenção da saúde mental, garantindo que a investigação empírica se baseia tanto em evidências académicas como em práticas tecnológicas do mundo real.

Em segundo lugar, o inquérito quantitativo permite a medição sistemática das percepções dos utilizadores, dos padrões de envolvimento e das preocupações éticas. Uma vez que conceitos como confiança, eficácia preventiva percebida, redução do estigma e adesão são inerentemente subjetivos, um método baseado em inquéritos é particularmente adequado. Permite a operacionalização de conceitos teóricos em variáveis mensuráveis, facilitando assim o teste de hipóteses e a análise estatística estruturada.

A integração desta abordagem oferece várias vantagens metodológicas:

- **Complementaridade:** a análise comparativa informa o desenvolvimento do instrumento de pesquisa, garantindo a coerência conceitual entre as características tecnológicas e as percepções medidas.

- **Triangulação:** a combinação da análise conceitual com dados empíricos dos utilizadores aumenta a robustez das conclusões e reduz a dependência de uma única fonte de dados.
- **Viabilidade pragmática:** o desenho do método quantitativo permanece proporcional ao âmbito de uma tese de mestrado, ao mesmo tempo que permite uma análise multidimensional do problema de investigação.

Este estudo integra a revisão do estado da arte diretamente na estrutura conceitual e utiliza-a para apoiar a investigação empírica. Esta estrutura mantém a profundidade analítica sem redundância e reforça a consistência interna do desenho metodológico.

No geral, o quadro metodológico foi concebido para proporcionar uma investigação estruturada, rigorosa e viável sobre o papel das tecnologias de IA em contextos de saúde mental preventiva. Ao combinar mapeamento conceptual, *benchmarking* tecnológico e análise empírica baseada no utilizador, o estudo procura produzir *insights* equilibrados e metodologicamente fundamentados sobre as oportunidades e limitações das soluções de saúde mental preventiva impulsionadas pela IA.

3. Revisão da Literatura

3.1 Saúde mental: enquadramento conceptual e clínico - Conceito de Saúde Mental de acordo com a OMS e a Literatura Científica

A saúde mental é um conceito multidimensional que vai além da mera ausência de transtornos mentais. A Organização Mundial da Saúde (OMS) define saúde mental como um estado de bem-estar no qual os indivíduos realizam as suas capacidades, conseguem lidar com o stress normal da vida, trabalham de forma produtiva e contribuem para as suas comunidades (OMS, 2019). Esta definição enfatiza a funcionalidade, a resiliência e a participação social, em vez de apenas a patologia.

A literatura científica contemporânea conceitua cada vez mais a saúde mental como um continuum dinâmico, em vez de um estado binário (Keyes, 2002). Dentro desse modelo de continuum, os indivíduos podem flutuar entre estados de prosperidade, bem-

estar moderado e afinamento, dependendo de fatores pessoais, sociais e ambientais. Essa perspectiva desafia as abordagens categóricas tradicionais que equiparam a saúde mental exclusivamente à ausência de doenças mentais diagnosticáveis.

Além disso, a saúde mental é reconhecida como um componente integral da saúde geral, interagindo com a saúde física, as condições socioeconômicas e os ambientes organizacionais (Patel, 2018). É influenciada por predisposições biológicas, processos psicológicos e determinantes sociais, incluindo condições de emprego, apoio social e ambientes digitais. A crescente complexidade da vida moderna, juntamente com a aceleração tecnológica, intensificou os fatores de stress que afetam diretamente o funcionamento psicológico (Santomauro D. , 2021).

Assim, a saúde mental deve ser entendida como uma construção biopsicossocial que integra regulação emocional, funcionamento cognitivo, adaptação comportamental e envolvimento social. Essa conceituação mais ampla é particularmente relevante ao examinar estratégias preventivas e intervenções tecnológicas destinadas a apoiar o bem-estar psicológico antes que os limites clínicos sejam atingidos (Santomauro D. , 2021).

3.2 Distinção entre bem-estar psicológico, sofrimento psicológico e perturbação mental

Embora frequentemente usados de forma intercambiável no discurso público, bem-estar psicológico, sofrimento psicológico e transtorno mental representam conceitos distintos nos contextos clínico e de investigação.

O bem-estar psicológico refere-se ao funcionamento positivo, incluindo equilíbrio emocional, satisfação com a vida, significado e integração social (Keyes, 2002). Abrange tanto aspetos hedónicos (por exemplo, afeto positivo, felicidade) como dimensões eudemónicas (por exemplo, propósito, crescimento pessoal). É importante ressaltar que o bem-estar não é apenas a ausência de sofrimento, mas reflete recursos psicológicos proativos e funcionamento adaptativo (Santomauro & Herrera, 2021).

O sofrimento psicológico, por outro lado, refere-se à presença de sintomas como stress, exaustão emocional, ansiedade ou humor depressivo que podem prejudicar o funcionamento, mas não necessariamente atendem aos critérios diagnósticos para um

transtorno mental. O stress, particularmente quando crónico, pode corroer progressivamente as capacidades de enfrentamento e aumentar a vulnerabilidade a condições mais graves (Vigo, Thornicroft, & Atun, 2016). O sofrimento existe em um espectro e pode ser situacional, transitório ou persistente.

Em termos clínicos, um transtorno mental envolve uma condição diagnosticável caracterizada por distúrbios significativos na cognição, regulação emocional ou comportamento que refletem disfunções nos processos psicológicos, biológicos ou de desenvolvimento (AAP, 2013). Transtornos como transtorno depressivo maior, transtorno de ansiedade generalizada e síndromes relacionadas ao esgotamento estão associados a prejuízos mensuráveis nos domínios ocupacional, social ou pessoal.

Compreender essas distinções é crucial para a investigação preventiva. Muitas intervenções tecnológicas, particularmente aplicações baseadas em IA, estão posicionadas no domínio da deteção precoce ou do apoio ao sofrimento psicológico, em vez do tratamento de distúrbios clinicamente diagnosticados. Portanto, a clareza conceitual permite uma avaliação mais precisa do âmbito preventivo e das limitações dessas ferramentas (Topol, 2019).

3.3 Impacto social, económico e organizacional dos transtornos mentais

Os transtornos de saúde mental representam uma das principais causas de incapacidade global e carga social. De acordo com estimativas epidemiológicas, os transtornos mentais e relacionados ao uso de substâncias são responsáveis por uma proporção substancial dos anos vividos com incapacidade em todo o mundo (Vigo, Thornicroft, & Atun, 2016). A pandemia da COVID-19 intensificou ainda mais essa carga, contribuindo para aumentos significativos nas perturbações de ansiedade e depressão em todo o mundo (Santomauro D. , 2021).

De uma perspetiva económica, as condições de saúde mental geram custos diretos (serviços de saúde, tratamento farmacológico) e custos indiretos (absentismo, presenteísmo, redução da produtividade e incapacidade prolongada). O impacto económico acumulado é estimado em milhões de dólares anualmente, refletindo tanto os gastos com saúde quanto a perda de produção económica (Patel, 2018).

Ao nível organizacional, o stress, o esgotamento (*burnout*) e a depressão estão associados à diminuição do desempenho, ao aumento da rotatividade e à diminuição do envolvimento dos funcionários. O esgotamento, em particular, tem sido reconhecido como um fenómeno ocupacional ligado ao stress crónico no local de trabalho que não tem sido gerido com sucesso (OMS, 2019). As organizações enfrentam uma pressão crescente para implementar estratégias preventivas de saúde mental que promovam a resiliência e práticas de trabalho sustentáveis.

Socialmente, os transtornos mentais contribuem para o estigma, a exclusão social e a redução da qualidade de vida. Apesar da crescente consciencialização, persistem barreiras ao acesso aos cuidados, incluindo acesso limitado aos serviços, restrições de custo e medo da discriminação (Patel, 2018). Essas limitações sistémicas reforçam a importância de abordagens preventivas escaláveis que possam complementar as estruturas tradicionais de cuidados.

Neste contexto, a exploração de soluções digitais e tendo por base IA surge não como um substituto para os serviços clínicos, mas como um mecanismo potencial para melhorar a acessibilidade, a deteção precoce e a monitorização contínua do bem-estar psicológico. No entanto, tais abordagens tecnológicas devem ser fundamentadas em uma compreensão conceitual e clínica robusta da saúde mental para garantir uma aplicação responsável e eficaz (Gallegos, Kausler, Alderden, Davis, & Wang, 2024).

4 Principais condições de saúde mental relevantes para o estudo

4.1 Stress psicológico, stress crónico, esgotamento (*burnout*) e ansiedade

O stress psicológico é uma resposta multidimensional que ocorre quando os indivíduos percebem as exigências ambientais como excedentes aos seus recursos de enfrentamento. Envolve processos de avaliação cognitiva através dos quais as situações são avaliadas como ameaçadoras, desafiadoras ou opressivas. Embora o stress agudo possa ter funções adaptativas, mobilizando recursos fisiológicos e psicológicos, a

exposição prolongada ou repetida a fatores stressantes pode levar a resultados mal adaptativos (Folkman, 2013).

O stress crónico refere-se à exposição prolongada a fatores de stress ao longo do tempo, resultando na ativação persistente dos sistemas de resposta ao stress. Essa ativação prolongada está associada à desregulação dos mecanismos neuroendócrinos e autonómicos, contribuindo para a exaustão emocional, comprometimento cognitivo e aumento da vulnerabilidade à ansiedade e transtornos depressivos. O stress crónico também tem sido associado a distúrbios do sono, redução da concentração, irritabilidade e diminuição do desempenho no trabalho (McEwen, 2004).

É importante ressaltar que o stress existe ao longo de um continuum e pode preceder distúrbios clinicamente diagnosticáveis. Para a investigação preventiva, o stress representa um alvo crítico para monitorização e intervenção precoces, uma vez que muitas vezes constitui a primeira manifestação observável da deterioração do bem-estar psicológico (Folkman, 2013).

O esgotamento (*burnout*) é conceptualizado como uma síndrome psicológica resultante do stress crónico no local de trabalho que não foi gerido com sucesso (OMS, 2019). É caracterizado por três dimensões principais: exaustão emocional, despersonalização ou cinismo em relação ao trabalho e redução da eficácia profissional (Maslach & Leiter, 2016).

Embora não seja classificado como uma condição médica nos manuais de diagnóstico, o *burnout* é reconhecido como um fenómeno ocupacional com consequências funcionais significativas. Indivíduos que sofrem de *burnout* frequentemente relatam diminuição da motivação, fadiga cognitiva, irritabilidade e redução da satisfação no trabalho. O *burnout* prolongado pode aumentar o risco de depressão e ansiedade, destacando a sua relevância como precursor de condições de saúde mental mais graves (OMS, 2019).

Os contextos de alto risco incluem profissões na área da saúde, educação, ambientes corporativos de alta exigência e ocupações caracterizadas por trabalho emocional ou pressão de desempenho. Fatores organizacionais, como carga de trabalho excessiva, falta de autonomia, reconhecimento inadequado e apoio social insuficiente, estão consistentemente associados ao desenvolvimento do *burnout* (Maslach & Leiter, 2016).

Dado o seu início gradual e fortes determinantes contextuais, o *burnout* ressalta a importância de estratégias de monitorização contínua e deteção precoce. Ferramentas digitais capazes de rastrear flutuações de humor e indicadores de stress podem oferecer mecanismos complementares para identificar sinais de alerta precoce em ambientes ocupacionais (Gaikwad & Venkatesan, 2025).

A depressão é um dos transtornos mentais mais prevalentes e incapacitantes em todo o mundo. O transtorno depressivo maior é caracterizado por humor persistentemente baixo, perda de interesse ou prazer (anedonia), comprometimento cognitivo, distúrbios do sono, alterações do apetite e sentimentos de inutilidade ou culpa. Esses sintomas devem persistir por pelo menos duas semanas e resultar em comprometimento funcional significativo para atender aos critérios diagnósticos (AAP, 2013).

Dados epidemiológicos indicam que os transtornos depressivos representam uma das principais causas de anos vividos com incapacidade em todo o mundo (Vigo, Thornicroft, & Atun, 2016). Análises globais recentes relataram aumentos substanciais nos sintomas depressivos após a pandemia da COVID-19, intensificando ainda mais o fardo para a saúde pública (Santomauro D. , 2021).

Funcionalmente, a depressão afeta a produtividade profissional, as relações interpessoais e a qualidade de vida em geral. Sintomas cognitivos, como dificuldade de concentração e capacidade de tomada de decisão, muitas vezes comprometem o desempenho profissional, enquanto o isolamento emocional pode reduzir o envolvimento social (Folkman, 2013).

A depressão desenvolve-se frequentemente de forma gradual, muitas vezes precedida por stress crónico, sofrimento psicológico persistente ou esgotamento. Esta progressão reforça a importância da identificação precoce dos sintomas subclínicos. As estratégias preventivas que detetam alterações nos padrões de humor, indicadores comportamentais ou uso da linguagem podem, portanto, desempenhar um papel importante na mitigação da escalada para a gravidade clínica (Maslach & Leiter, 2016).

As perturbações de ansiedade constituem um grupo de condições caracterizadas por medo excessivo, preocupação e distúrbios comportamentais desproporcionais às ameaças reais. As formas comuns incluem transtorno de ansiedade generalizada, transtorno do pânico, transtorno de ansiedade social e fobias específicas (AAP, 2013).

A ansiedade pode manifestar-se através de sintomas cognitivos (preocupação persistente, ruminação), respostas fisiológicas (aumento da frequência cardíaca, tensão muscular, distúrbios do sono) e evitação comportamental. Enquanto a ansiedade transitória é uma resposta adaptativa normal ao stress, a ansiedade patológica é marcada pela persistência, intensidade e comprometimento funcional (Corrigan, 2014).

Globalmente, as perturbações de ansiedade estão entre as condições de saúde mental que mais prevalecem e contribuem significativamente para a incapacidade e a redução da qualidade de vida. A ansiedade frequentemente ocorre em conjunto com a depressão e condições relacionadas ao stress, criando perfis de sintomas complexos que podem complicar o diagnóstico e o tratamento (Vigo, Thornicroft, & Atun, 2016).

A deteção precoce dos sintomas de ansiedade é particularmente relevante em contextos preventivos, uma vez que a preocupação prolongada e a hiperativação podem coocorrer gradualmente a resiliência psicológica (AAP, 2013). Ferramentas de automonitorização contínua e sistemas conversacionais baseados em IA têm sido propostos como mecanismos para detetar marcadores linguísticos e comportamentais associados a estados de ansiedade elevada, no entanto, a fiabilidade e a validade clínica de tais abordagens continuam sob investigação (Lho, 2025).

4.2 Considerações integrativas

As condições descritas anteriormente - como por exemplo, stress, *burnout*, depressão e ansiedade - representam fenómenos interligados ao longo de um continuum de funcionamento psicológico. Todas compartilham sintomas e fatores de risco sobrepostos, muitas vezes progredindo de um sofrimento subclínico para um comprometimento clinicamente significativo (Maslach & Leiter, 2016).

Compreender essas condições dentro de uma estrutura preventiva é essencial para avaliar a contribuição potencial das ferramentas digitais e apoiadas em IA. Os sistemas tecnológicos posicionados para deteção precoce ou apoio devem ser baseados em definições clinicamente informadas para garantir que eles visam domínios de sintomas apropriados, sem exagerar a sua capacidade terapêutica (Kumar, Sharma, & Gupta, 2020).

5 Modelos tradicionais de prevenção e tratamento em saúde mental

5.1 Prevenção primária em saúde mental, intervenções psicológicas tradicionais e intervenções farmacológicas

A prevenção primária em saúde mental refere-se a intervenções destinadas a reduzir a incidência de transtornos mentais, abordando os fatores de risco antes do aparecimento de sintomas clinicamente significativos. As estratégias preventivas podem operar em níveis universais (em toda a população), seletivos (grupos de risco) ou indicados (indivíduos com sintomas precoces) (Patel, 2018).

Historicamente, os sistemas de saúde mental têm priorizado o tratamento em detrimento da prevenção, alocando mais recursos para o tratamento de distúrbios já estabelecidos do que para a implementação de estruturas preventivas sistemáticas. No entanto, o crescente reconhecimento do impacto económico e social a longo prazo das doenças mentais tem aumentado o interesse em modelos de intervenção precoce. As abordagens preventivas geralmente se concentram no desenvolvimento da resiliência, na psicoeducação, no gerenciamento do stress, em programas de saúde mental no local de trabalho e em iniciativas comunitárias (Fitzpatrick, Darcy, & Vierhile, 2017).

Apesar da sua reconhecida importância, as intervenções preventivas enfrentam frequentemente limitações estruturais, incluindo uma implementação inconsistente, financiamento limitado e dificuldades na medição dos resultados a longo prazo. Como resultado, a prevenção continua relativamente subdesenvolvida em comparação com os cuidados fundamentados no tratamento (McGorry, Purcell, Goldstone, & Amminger, 2011).

As intervenções psicológicas constituem um pilar fundamental do tratamento da saúde mental. Psicoterapias baseadas em evidências, como a terapia cognitivo-comportamental (TCC), a terapia psicodinâmica, a terapia interpessoal e as abordagens baseadas na aceitação, demonstraram eficácia em uma variedade de condições, incluindo depressão, ansiedade e transtornos relacionados ao stress (AAP, 2013).

A psicoterapia envolve normalmente sessões estruturadas conduzidas por profissionais qualificados e centra-se na modificação de padrões de pensamento inadequados, no reforço da regulação emocional, na melhoria das estratégias de enfrentamento e no fortalecimento do funcionamento interpessoal. O acompanhamento clínico permite uma avaliação individualizada, o desenvolvimento de uma aliança terapêutica e o planeamento de um tratamento adaptativo (McEwen, 2004).

No entanto, o acesso à psicoterapia é frequentemente limitado pelo custo financeiro, pela disponibilidade de profissionais qualificados, pelas disparidades geográficas e pelos tempos de espera. Em muitos sistemas de saúde, a procura excede significativamente a capacidade do serviço. Além disso, o estigma associado à procura de apoio psicológico pode atrasar ou impedir os indivíduos de aceder aos cuidados (Patel, 2018).

Os tratamentos farmacológicos desempenham um papel central no tratamento de transtornos mentais moderados a graves. Antidepressivos, ansiolíticos, estabilizadores de humor e medicamentos antipsicóticos são amplamente prescritos, dependendo do diagnóstico (AAP, 2013).

A medicação pode reduzir eficazmente a gravidade dos sintomas, particularmente em casos de transtorno depressivo maior e perturbações de ansiedade. Em muitos casos, abordagens de tratamento combinadas que integram farmacoterapia e psicoterapia demonstram resultados superiores em comparação com a monoterapia (Sørensen, 2012).

No entanto, as intervenções farmacológicas podem apresentar limitações, incluindo efeitos colaterais, resposta individual variável, desafios de adesão e início terapêutico tardio. Além disso, a medicação não necessariamente aborda os determinantes psicossociais do sofrimento mental, reforçando a necessidade de intervenções psicossociais complementares (Patel, 2018).

5.2 Papel dos profissionais de saúde mental

Os profissionais de saúde mental - incluindo psiquiatras, psicólogos, psicoterapeutas, enfermeiros psiquiátricos e assistentes sociais - desempenham um papel fundamental no diagnóstico, planeamento do tratamento, intervenção terapêutica e

monitorização contínua. A sua experiência garante o julgamento clínico, a supervisão ética e os cuidados individualizados (McGorry, Purcell, Goldstone, & Amminger, 2011).

A aliança terapêutica estabelecida entre o médico e o paciente é amplamente reconhecida como um importante indicador do sucesso do tratamento. A interação humana, a empatia, a compreensão contextual e a responsabilidade profissional continuam a ser elementos fundamentais dos modelos tradicionais de cuidados de saúde (Corrigan, 2014).

No entanto, a escassez global de profissionais de saúde mental apresenta desafios sistémicos significativos. Muitos países enfrentam uma capacidade insuficiente de mão de obra em relação às necessidades da população, particularmente em áreas rurais ou carentes. Esse desequilíbrio contribui para o atraso no acesso e para procura de cuidados que não são atendidos (Patel, 2018).

5.3 Limitações dos modelos tradicionais

Apesar da sua eficácia clínica, os modelos tradicionais de saúde mental enfrentam limitações estruturais e sistémicas (Wainberg, 2017). As principais restrições incluem:

- **Acessibilidade limitada:** disparidades geográficas, escassez de mão de obra e longas listas de espera restringem o acesso oportuno aos serviços.
- **Custo financeiro:** a psicoterapia e os cuidados psiquiátricos podem ser financeiramente inacessíveis sem cobertura de seguro.
- **Desafios de escalabilidade:** os modelos terapêuticos individuais exigem muitos recursos e são difíceis de escalar em nível populacional.
- **Estigma:** o medo do julgamento social pode desencorajar as pessoas a procurarem ajuda profissional.
- **Orientação reativa:** muitos sistemas intervêm apenas após um agravamento significativo dos sintomas, em vez de durante as fases iniciais de sofrimento.
- **Tempo de resposta:** os atrasos entre o início dos sintomas e a intervenção profissional podem agravar a gravidade.

Estas limitações ressaltam a necessidade de abordagens complementares que melhorem a acessibilidade, forneçam apoio contínuo e facilitem a identificação precoce da deterioração psicológica (Wainberg, 2017).

6 Monitorização em modelos de cuidados tradicionais

A monitorização nos cuidados tradicionais de saúde mental geralmente ocorre por meio de consultas clínicas periódicas, questionários de autoavaliação e observação profissional. Embora as avaliações estruturadas permitam o acompanhamento dos sintomas, a monitorização costuma ser intermitente, em vez de contínua (Fossey, et al., 2024).

Esse modelo episódico pode não captar as flutuações de humor, os níveis de stress ou as mudanças comportamentais que ocorrem entre as sessões clínicas. Como resultado, os sinais de alerta precoce podem permanecer indetetáveis até que a gravidade dos sintomas aumente (Fossey, et al., 2024).

A ausência de mecanismos de monitorização contínua e em tempo real representa uma limitação estrutural nos sistemas convencionais. Esta lacuna tem contribuído para um interesse crescente em ferramentas digitais capazes de apoiar o acompanhamento longitudinal de indicadores psicológicos, potencialmente complementando a supervisão profissional em vez de a substituir (Pizzoli, 2023).

Os modelos tradicionais de prevenção e tratamento continuam a ser clinicamente indispensáveis e baseados em evidências. No entanto, as suas limitações estruturais - particularmente no que diz respeito à escalabilidade, acessibilidade e monitorização contínua - criam oportunidades para o uso da tecnologia. Compreender essas limitações fornece a base necessária para examinar as tecnologias digitais de saúde mental e os sistemas baseados em IA como ferramentas complementares dentro das estruturas preventivas (Chen & Genc, 2022).

7 A necessidade de abordagens preventivas e detecção precoce

7.1 Importância da prevenção, intervenção precoce e monitorização contínua do bem-estar psicológico

Estratégias preventivas e intervenção precoce são cada vez mais reconhecidas como componentes essenciais de cuidados de saúde mental eficazes. As evidências indicam que as condições de saúde mental geralmente se desenvolvem gradualmente, com sintomas subclínicos a aparecer meses ou até anos antes do surgimento de um distúrbio diagnosticável. A detecção precoce permite um apoio oportuno, reduzindo a progressão dos sintomas e mitigando o comprometimento funcional a longo prazo (Patel, 2018).

Iniciativas de prevenção primária - voltadas para o desenvolvimento da resiliência, gestão do stress e alfabetização emocional - podem reduzir a incidência e a gravidade dos transtornos mentais. Os programas de intervenção precoce, particularmente para populações de alto risco, como estudantes, profissionais de saúde e indivíduos expostos a fatores de stress crónicos, demonstraram benefícios mensuráveis na melhoria do bem-estar psicológico e na prevenção da escalada dos sintomas. Estas estratégias não só melhoram os resultados individuais, como também reduzem os encargos sociais e económicos associados ao absentismo, à diminuição da produtividade e aos custos com cuidados de saúde (Cuijpers, 2020).

Os sistemas tradicionais de saúde mental geralmente dependem de avaliações episódicas, como consultas clínicas e questionários estruturados, que fornecem apenas um instantâneo do estado mental de um indivíduo. No entanto, o bem-estar psicológico é dinâmico, e flutuações no humor, estresse e funcionamento cognitivo podem ocorrer diariamente ou até mesmo de hora em hora (Corrigan, 2014).

A monitorização contínua - possibilitada por ferramentas de autoavaliação, diários digitais, sensores vestíveis ou aplicações móveis - oferece o potencial de detetar sinais de alerta precoce e intervir antes do aparecimento de distúrbios graves (Mazzei, 2021). O acompanhamento em tempo real facilita o feedback personalizado, promove estratégias de adaptação e permite a intervenção profissional oportuna quando necessário. A combinação de dados longitudinais e análises preditivas pode aumentar a precisão na

identificação de indivíduos em risco, preenchendo uma lacuna importante nos modelos tradicionais de cuidados (Feretzakis G. , 2024).

7.2 Autocontrole emocional, literacia em saúde mental e barreiras à prevenção eficaz nos modelos tradicionais

A autogestão emocional e a literacia em saúde mental são fundamentais para as abordagens preventivas. As estratégias de autogestão capacitam os indivíduos a reconhecer sinais precoces de angústia, empregar mecanismos de enfrentamento e adotar comportamentos adaptativos de forma independente (Sørensen, 2012). O conhecimento sobre saúde mental - o conhecimento e as crenças sobre transtornos mentais que auxiliam no reconhecimento, na gestão e na busca por ajuda - está positivamente correlacionado com a redução da gravidade dos sintomas e o aumento do envolvimento com intervenções preventivas (Jorm, 2012).

O desenvolvimento dessas competências contribui para uma abordagem proativa do bem-estar mental, mudando o foco do tratamento reativo para os cuidados preventivos. Intervenções que promovem a autoconsciência, a regulação emocional e enfrentar de forma adaptativa são particularmente valiosas em contextos onde o apoio profissional é limitado ou o acesso é retardado (Corrigan, 2014).

Apesar da reconhecida importância da prevenção e da intervenção precoce, os modelos tradicionais de saúde mental enfrentam múltiplas barreiras (Patel, 2018), como por exemplo.

1. **Acessibilidade e escalabilidade limitadas:** intervenções terapêuticas individuais e intensivas em recursos não se adaptam facilmente a estratégias preventivas para toda a população (Patel, 2018).
2. **Monitorização intermitente:** avaliações clínicas episódicas não conseguem captar flutuações nos estados psicológicos, atrasando a identificação de sinais de alerta precoce.
3. **Baixa literacia em saúde mental:** a falta de conhecimento sobre perturbações mentais reduz o comportamento de procura de ajuda e limita a eficácia da educação preventiva.

4. **Estigma e barreiras sociais:** as percepções sociais sobre a doença mental desencorajam o envolvimento proativo com os serviços de saúde mental (Corrigan, 2014).
5. **Restrições de tempo e custo:** os programas preventivos tradicionais requerem um investimento financeiro e recursos humanos significativos, limitando a sua sustentabilidade.

Estas limitações estruturais e sociais criam uma justificativa convincente para integrar abordagens inovadoras, incluindo tecnologias digitais e IA, para complementar as estratégias preventivas existentes. Ao fornecer suporte escalável, contínuo e acessível, as intervenções tecnológicas podem abordar lacunas no monitoramento, autogestão e detecção precoce, sem substituir o papel crítico dos profissionais de saúde mental (Firth, et al., 2017).

8 Tecnologias digitais como instrumentos de apoio à saúde mental

8.1 *Digital Health e E-Mental Health*

O rápido avanço das tecnologias digitais transformou o panorama dos cuidados de saúde mental. A saúde digital (*Digital Health*), que engloba a saúde eletrónica (*e-health*), a saúde móvel (*m-health*) e a saúde mental eletrónica (*e mental-health*), aproveita a tecnologia para fornecer apoio escalável, acessível e económico a indivíduos em diversos contextos (Torous & Vaidyam, 2021). A saúde mental eletrónica refere-se especificamente a intervenções realizadas por meio de plataformas digitais - como aplicações móveis, programas baseados na web e portais de terapia online - que visam prevenir, monitorizar ou tratar condições de saúde mental (Firth, et al., 2017).

As soluções digitais permitem a disseminação generalizada de intervenções baseadas em evidências, aumentando o acesso para populações que enfrentam barreiras geográficas, financeiras ou sociais aos cuidados tradicionais. Por exemplo, programas online de terapia cognitivo-comportamental (TCC) demonstraram eficácia comparável à terapia presencial para depressão e ansiedade leves a moderadas, destacando o potencial

das ferramentas digitais como complemento ao tratamento convencional (Gerhard Andersson, 2019).

8.2 Aplicações móveis e plataformas digitais na saúde mental

As aplicações móveis (apps) surgiram como uma das modalidades mais prevalentes da saúde mental eletrônica. As apps podem fornecer psicoeducação, intervenções guiadas, acompanhamento do humor e exercícios de autoajuda, permitindo que os indivíduos obtenham apoio à saúde mental conforme sua conveniência (Torous & Vaidyam, 2021). Essas plataformas podem ser personalizadas com base nos dados do utilizador, promovendo a adesão e aumentando o envolvimento do utilizador, oferecendo estratégias personalizadas para redução do stress, regulação emocional e competências para enfrentar condições.

As plataformas digitais também facilitam a recolha de dados comportamentais e emocionais longitudinais, que podem ser usados para identificar sinais precoces de angústia e desencadear ações preventivas. Essa monitorização contínua, quando combinada com estruturas baseadas em evidências, como TCC ou intervenções apoiadas em *mindfulness*, permite que as ferramentas digitais complementem as abordagens terapêuticas tradicionais, ao mesmo tempo em que fornecem soluções escaláveis para grandes populações (Adam, 2025).

8.3 Tecnologias como complemento - e não como substituto - dos cuidados clínicos

É fundamental enfatizar que as tecnologias digitais de saúde mental têm como objetivo complementar, e não substituir, os cuidados clínicos profissionais. Embora as aplicações e plataformas online possam fornecer psicoeducação, deteção precoce e apoio emocional, elas não podem replicar totalmente a avaliação detalhada, a aliança terapêutica e as intervenções individualizadas oferecidas pelos profissionais de saúde mental (Torous & Vaidyam, 2021).

A integração eficaz de ferramentas digitais nos sistemas de saúde requer uma delimitação clara de funções, orientações para o uso adequado e mecanismos de supervisão profissional. Modelos híbridos, nos quais as intervenções digitais

complementam a terapia tradicional ou servem como apoio preventivo, demonstraram maior adesão, melhores resultados e maior satisfação dos pacientes em comparação com soluções digitais independentes (Fleming, Bavin, & Stasiak, 2019).

8.4 Limitações e riscos das soluções digitais exclusivas

Apesar das vantagens da saúde mental eletrônica, a dependência de intervenções exclusivamente digitais apresenta vários riscos e limitações (Naslund, 2017):

1. **Personalização limitada:** programas digitais genéricos podem não levar em consideração necessidades individuais complexas ou condições coocorrentes.
2. **Desafios de envolvimento:** as taxas de desistência costumam ser altas em intervenções digitais autoguiadas devido à falta de motivação, responsabilidade ou apoio humano (Zainal, Wang, Garthwaite, & Curtiss, 2025).
3. **Preocupações com a privacidade e segurança dos dados:** a recolha de dados psicológicos e comportamentais sensíveis levanta questões éticas relacionadas com o consentimento, armazenamento e potencial uso indevido.
4. **Confiança excessiva e falsa segurança:** os utilizadores podem sobrestimar a eficácia das intervenções digitais, atrasando o envolvimento com cuidados profissionais quando necessário.
5. **Divisão digital:** as disparidades socioeconómicas, a literacia digital e o acesso à tecnologia limitam os benefícios equitativos da saúde mental eletrônica.

Essas limitações ressaltam a necessidade de intervenções digitais cuidadosamente projetadas que integrem estratégias baseadas em evidências, mantenham padrões éticos e sejam complementadas por supervisão profissional (Naslund, 2017).

9 Inteligência artificial aplicada à saúde mental

9.1 Conceito de Inteligência Artificial em Contextos de Saúde

A IA refere-se a sistemas computacionais capazes de realizar tarefas que normalmente requerem inteligência humana, incluindo aprendizagem, raciocínio e

resolução de problemas (Russell & Norvig, 2021). Na área da saúde, a IA tem sido cada vez mais aplicada para melhorar o diagnóstico, monitorizar a saúde dos pacientes, personalizar intervenções e apoiar a tomada de decisões clínicas (Topol, 2019). No contexto da saúde mental, a IA oferece novas abordagens para prevenção, deteção precoce e apoio contínuo, aproveitando dados em grande escala, monitorização em tempo real e recomendações personalizadas (Fitzpatrick, Darcy, & Vierhile, 2017).

A IA na saúde mental não se destina a substituir a experiência clínica, mas a complementá-la, fornecendo apoio escalável, acessível e adaptável a indivíduos que podem não ter acesso imediato a cuidados profissionais. Estas tecnologias têm o potencial de colmatar lacunas nos serviços tradicionais de saúde mental, oferecendo intervenções oportunas e monitorização contínua (Miner, 2016).

As tecnologias de IA aplicadas à saúde mental normalmente enquadram-se em três categorias principais:

1. **Chatbots conversacionais** - Os *chatbots* sustentados em IA simulam diálogos semelhantes aos humanos para fornecer apoio psicológico, psicoeducação e intervenções guiadas. Esses *chatbots* geralmente empregam princípios da terapia cognitivo-comportamental (TCC), oferecendo microintervenções estruturadas que ajudam os utilizadores a gerir o stress, a ansiedade e os sintomas depressivos (Fitzpatrick, Darcy, & Vierhile, 2017). Exemplos incluem Wysa e Woebot, que têm sido amplamente estudados por sua acessibilidade, envolvimento e potencial preventivo.
2. **Sistemas de monitorização emocional (Monitorização do humor)** - As plataformas de monitorização do humor alimentadas por IA recolhem dados longitudinais sobre os estados emocionais, padrões comportamentais e sinais fisiológicos dos utilizadores (por exemplo, sono, níveis de atividade). Algoritmos de *machine learning* analisam esses dados para identificar sinais precoces de sofrimento psicológico, fornecendo *insights* acionáveis e *feedback* personalizado. A monitorização do humor facilita a autoconsciência, a regulação emocional e as intervenções preventivas antes que os sintomas clínicos se agravem (Hsin, Kornblum, & Ng, 2018).
3. **Modelos preditivos e de recomendação** - Os modelos preditivos utilizam IA para prever o risco de desenvolvimento de condições de saúde mental com base

em dados comportamentais, emocionais e contextuais. Os sistemas de recomendação sugerem então estratégias de *coping* (“enfrentamento”) personalizadas, exercícios digitais ou recomendam cuidados profissionais quando necessário. Estes modelos aprimoram as capacidades de detecção precoce, apoiam a intervenção individualizada e melhoram o envolvimento, alinhando as recomendações às necessidades do utilizador (Kumar, Sharma, & Gupta, 2020).

9.2 *Large Language Models (LLMs) e Natural Language Processing (NLP)*

Os recentes avanços em Modelos de Linguagem de Grande Escala (LLMs) e Processamento de Linguagem Natural (NLP) melhoraram significativamente as capacidades da IA na área da saúde mental. Os LLMs podem compreender, gerar e analisar a linguagem humana em grande escala, permitindo que agentes conversacionais forneçam orientações contextualmente relevantes, apoio emocional e sugestões reflexivas. As técnicas de NLP permitem a avaliação automatizada de marcadores linguísticos de angústia, sentimento ou padrões cognitivos a partir da entrada de texto, facilitando a detecção precoce de riscos à saúde mental (Coppersmith, Dredze, Harman, Hollingshead, & Mitchell, 2015).

A combinação de LLMs e NLP expandiu as aplicações da IA para além das intervenções estáticas, permitindo interações dinâmicas, personalizadas e responsivas com o utilizador. Esta sofisticação tecnológica suporta monitorização contínua, feedback adaptativo e intervenções preventivas escaláveis que antes eram inviáveis nos modelos de cuidados tradicionais (Jabir, et al., 2024).

9.3 **Papel da IA na prevenção, detecção precoce e apoio à tomada de decisões**

As principais contribuições da IA na saúde mental podem ser agrupadas em três funções complementares:

1. **Prevenção:** as ferramentas de IA podem fornecer intervenções proativas, como exercícios de gestão do stress, psicoeducação e estratégias de regulação

emocional, ajudando os utilizadores a mitigar os fatores de risco antes que os sintomas clínicos surjam (Fleming, Bavin, & Stasiak, 2019).

2. **Deteção precoce:** Ao monitorizar continuamente indicadores comportamentais e emocionais, os sistemas de IA podem detetar sinais precoces de condições como ansiedade, depressão ou esgotamento. A deteção precoce facilita a ação oportuna, reduzindo a gravidade e o impacto dos transtornos de saúde mental (Kumar, Sharma, & Gupta, 2020).
3. **Apoio à decisão:** a IA auxilia tanto os utilizadores como os médicos, oferecendo *insights* com base em dados, recomendações personalizadas e orientação para a seleção de intervenções. Esta função aumenta a eficácia dos cuidados de saúde mental, enquanto otimiza a utilização dos recursos (Topol, 2019).

Em resumo, a IA representa um instrumento transformador na saúde mental, oferecendo capacidades escaláveis, adaptáveis e preventivas que complementam as abordagens clínicas tradicionais. No entanto, a integração da IA introduz desafios relacionados com a ética, a privacidade e a confiança do utilizador, que devem ser cuidadosamente geridos para garantir uma implementação segura e eficaz (Feretakis G., 2024)

10 Evidências sobre IA na prevenção da saúde mental

Estudos recentes demonstraram o potencial das ferramentas que têm por base IA para apoiar a prevenção e a intervenção precoce em saúde mental. *Chatbots*, modelos preditivos e aplicações de monitorização do humor têm mostrado resultados promissores no aumento do envolvimento dos utilizadores, na melhoria da autoconsciência emocional e na facilitação do reconhecimento precoce de sintomas associados à depressão, ansiedade e stress (Fitzpatrick, Darcy, & Vierhile, 2017). Por exemplo, ensaios controlados aleatórios com agentes conversacionais, como Woebot e Wysa, relataram reduções nos sintomas de depressão e ansiedade auto-relatados durante períodos de intervenção relativamente curtos (Fitzpatrick, Darcy, & Vierhile, 2017).

Além disso, estudos longitudinais indicam que a monitorização contínua e o feedback personalizado através da IA podem ajudar os utilizadores a adotar estratégias

de *coping* mais saudáveis, potencialmente evitando que o sofrimento psicológico se transforme em transtornos clinicamente significativos (Hsin, Kornblum, & Ng, 2018); (Kumar, Sharma, & Gupta, 2020). Essas descobertas sugerem que a IA tem um papel significativo no complemento das medidas preventivas tradicionais, oferecendo intervenções escalonáveis, proativas e adaptativas.

As tecnologias de IA oferecem várias vantagens em relação às abordagens convencionais de saúde mental. Em primeiro lugar, aumentam a acessibilidade ao oferecer intervenções a qualquer hora e em qualquer lugar, superando as barreiras geográficas, financeiras e de agendamento comumente associadas aos cuidados presenciais (Fleming, Bavin, & Stasiak, 2019). Em segundo lugar, a IA permite a personalização, adaptando intervenções e feedback com base em padrões individuais, estados emocionais e dados comportamentais. Esta abordagem adaptativa tem sido associada a um maior envolvimento, motivação e adesão dos utilizadores (Miner, 2016); (Kumar, Sharma, & Gupta, 2020). Por fim, os sistemas de IA são inerentemente escaláveis, permitindo o apoio preventivo a grandes populações sem o aumento proporcional dos recursos profissionais necessários nos serviços tradicionais de saúde mental (Topol, 2019).

Estas características, em conjunto, aumentam o potencial da IA para funcionar como um instrumento preventivo que complementa - mas não substitui os cuidados clínicos, particularmente em contextos onde os recursos de saúde mental são limitados (Miner, 2016).

Apesar dos resultados encorajadores, o conjunto atual de evidências apresenta várias limitações metodológicas. Muitos estudos baseiam-se em amostras de pequeno tamanho, períodos de intervenção curtos ou amostragem por conveniência, limitando a generalização dos resultados (Fitzpatrick, Darcy, & Vierhile, 2017). Além disso, os resultados auto-relatados são frequentemente usados como medidas primárias, introduzindo potenciais vieses, como a desejabilidade social ou o viés de memória. Um outro desafio reside na heterogeneidade das intervenções de IA, com diferenças nos algoritmos, estratégias de envolvimento e métricas de resultados, dificultando as comparações entre estudos (Kumar, Sharma, & Gupta, 2020).

Além disso, há evidências longitudinais limitadas que avaliam o impacto preventivo sustentado das ferramentas de IA ao longo do tempo. A maioria dos estudos avalia a redução de sintomas a curto prazo, em vez da prevenção a longo prazo ou da mudança comportamental, destacando uma lacuna na compreensão do verdadeiro potencial preventivo dessas tecnologias (Hsin, Kornblum, & Ng, 2018).

É importante diferenciar entre eficácia clínica, medida pela redução dos sintomas ou avaliações padronizadas de saúde mental, e percepção do utilizador, que se relaciona com experiências subjetivas, como utilidade percebida, envolvimento, confiança e satisfação. Vários estudos relatam que os utilizadores valorizam as ferramentas de IA pela acessibilidade, privacidade e conveniência, mesmo quando os resultados clínicos são modestos (Fleming, Bavin, & Stasiak, 2019) (Miner, 2016).

Esta distinção é fundamental para avaliar o papel preventivo da IA: o elevado envolvimento do utilizador e o benefício percebido podem apoiar a deteção precoce e a autogestão, mesmo que as melhorias clínicas sejam incrementais. Portanto, intervenções eficazes de IA requerem a consideração de resultados objetivos e experiências subjetivas do utilizador para informar o design, a adoção e a integração em estratégias mais amplas de saúde mental (Kumar, Sharma, & Gupta, 2020).

11 Considerações éticas, de privacidade e confiança em ferramentas de saúde mental baseadas em IA

11.1 Dados sensíveis, privacidade, consentimento e proteção de dados

As aplicações de IA na saúde mental dependem da recolha, processamento e análise de dados pessoais altamente sensíveis, incluindo humor, padrões emocionais e indicadores comportamentais (Bickmore, et al., 2018) (Luxton, 2016). Esses dados são inerentemente privados e vulneráveis, pois violações ou uso indevido podem ter consequências psicológicas, sociais e profissionais profundas para os utilizadores. Consequentemente, as considerações éticas devem levar em conta a proteção de informações pessoais e os riscos potenciais associados a intervenções digitais de saúde mental (Feretzakis G. , 2024).

A privacidade é uma preocupação central nas intervenções de saúde mental com IA. Os utilizadores devem ser informados sobre quais dados são recolhidos, como são processados e com quem são partilhados (Torous & Vaidyam, 2021). Mecanismos de consentimento transparentes e informados são essenciais para garantir a conformidade ética e manter a confiança. Além disso, a adesão a regulamentos de proteção de dados, como o Regulamento Geral sobre a Proteção de Dados (RGPD) na Europa ou a HIPAA nos Estados Unidos, é essencial para salvaguardar os direitos dos utilizadores e minimizar o risco de uso indevido de dados (Luxton, 2016).

As ferramentas de IA também devem implementar medidas de segurança robustas, incluindo criptografia, armazenamento seguro de dados e técnicas de anonimização, para impedir o acesso não autorizado a informações confidenciais sobre saúde mental. A implementação ética exige que os utilizadores mantenham o controlo sobre os seus dados, incluindo a capacidade de retirar o consentimento e solicitar a eliminação de informações pessoais (Bickmore, et al., 2018).

Um desafio ético crítico nas aplicações de saúde mental apoiadas em IA é a natureza de “caixa preta” (*black-box*) de muitos algoritmos. Os utilizadores e os médicos podem ter dificuldade em compreender como os sistemas de IA geram recomendações ou avaliam riscos. A falta de explicabilidade pode minar a confiança, reduzir a adesão e aumentar o risco de interpretação errada ou dependência excessiva do *feedback* automatizado (Guidotti, et al., 2018).

As abordagens de IA explicável (XAI – *Explainable AI*) procuram tornar a tomada de decisões algorítmicas transparente, fornecendo justificativas claras e compreensíveis para as recomendações da IA (Finale Doshi-Velez, 2017). No contexto da saúde mental, a explicabilidade é particularmente importante para garantir que os utilizadores possam tomar decisões informadas, contextualizar a orientação da IA e evitar a confiança inadequada em intervenções automatizadas (Inkster, Sarda, & Subramanian, 2018).

11.2 Risco de viés, dependência excessiva e falsa sensação de apoio

Os sistemas de IA podem, involuntariamente, replicar ou amplificar vieses presentes nos conjuntos de dados de treino, resultando potencialmente em recomendações discriminatórias ou imprecisas para determinados grupos de utilizadores. O viés na IA

pode afetar desproporcionalmente as populações vulneráveis, destacando a necessidade de validação cuidadosa e monitorização contínua da equidade algorítmica (Obermeyer, Powers, Vogeli, & Mullainathan, 2019).

Além disso, a confiança excessiva em ferramentas de IA pode fomentar a dependência excessiva, em que os utilizadores substituem os cuidados profissionais por intervenções digitais, mesmo em casos em que a intervenção clínica é necessária. Existe também o risco de uma falsa sensação de apoio, em que os utilizadores percebem o feedback da IA como equivalente aos cuidados clínicos humanos, potencialmente atrasando ou substituindo o tratamento adequado. A implantação ética requer, portanto, uma comunicação clara das limitações da IA e a integração com os serviços tradicionais de saúde mental para garantir um uso seguro, responsável e eficaz (Fitzpatrick, Darcy, & Vierhile, 2017).

Em resumo, as dimensões éticas, de privacidade e confiança são essenciais para o desenvolvimento e a implementação da IA na prevenção da saúde mental. Abordar a gestão de dados sensíveis, garantir o consentimento informado, proporcionar transparência algorítmica e mitigar preconceitos e dependência excessiva são essenciais para proteger os utilizadores, manter a confiança e maximizar os benefícios das intervenções preventivas baseadas em IA. Pesquisas futuras devem continuar a explorar estruturas para a implementação responsável da IA na saúde mental, enfatizando um equilíbrio entre inovação tecnológica e responsabilidade ética (Chen, et al., 2023).

12 Síntese crítica da literatura e identificação de lacunas na investigação

Apesar do crescente número de investigações sobre intervenções digitais em saúde mental e ferramentas sustentadas em IA, várias limitações críticas persistem na literatura existente. Em primeiro lugar, grande parte das evidências atuais concentra-se em resultados tecnológicos isolados - tais como métricas de envolvimento, satisfação do utilizador ou redução de sintomas clínicos - sem integrar totalmente esses resultados em contextos clínicos, psicológicos e sociais mais amplos (Fitzpatrick, Darcy, & Vierhile, 2017). Consequentemente, continua a faltar uma compreensão abrangente de como as

ferramentas de IA contribuem para a prevenção de condições de saúde mental em populações do mundo real (Torous & Vaidyam, 2021).

Em segundo lugar, os estudos existentes muitas vezes priorizam a eficácia clínica ou o desempenho tecnológico, com atenção limitada às percepções dos utilizadores, considerações éticas e questões de confiança. Esta abordagem fragmentada dificulta a avaliação das ferramentas de IA como intervenções holísticas que combinam relevância clínica, inovação tecnológica e design centrado no utilizador. Além disso, limitações metodológicas - tais como amostras de pequena dimensão, avaliações de curto prazo e dependência de medidas auto-relatadas - reduzem a generalização e a fiabilidade dos resultados (Luxton, 2016).

Em terceiro lugar, embora os potenciais benefícios da IA na saúde mental estejam bem documentados, há pouca exploração sobre como essas tecnologias complementam as estratégias preventivas tradicionais ou abordam as lacunas existentes em termos de acessibilidade, escalabilidade e envolvimento. Por exemplo, as evidências sobre como a deteção precoce impulsionada pela IA, as intervenções personalizadas ou os sistemas de monitorização do humor afetam a adesão, a mudança comportamental e os resultados a longo prazo continuam escassas (Fitzpatrick, Darcy, & Vierhile, 2017).

Essas limitações destacam a necessidade de uma estrutura de avaliação integrada que considere:

1. Resultados clínicos: a eficácia das ferramentas de IA na deteção precoce, prevenção de sintomas e melhoria do bem-estar mental.
2. Fatores tecnológicos: usabilidade, desempenho algorítmico, personalização e confiabilidade do sistema.
3. Dimensões percetivas: envolvimento do utilizador, confiança, eficácia percebida e aceitabilidade ética.

Ao adotar esta perspetiva holística, a investigação pode ir além de métricas isoladas e fornecer *insights* acionáveis para engenheiros de software, médicos e formuladores de políticas regulativas (Torous & Vaidyam, 2021).

O presente estudo aborda essas lacunas combinando uma revisão sistemática da literatura, uma análise comparativa de aplicações de saúde mental sustentadas em IA e

uma pesquisa quantitativa com utilizadores finais. Essa abordagem integrada permite uma avaliação multidimensional das ferramentas de IA no contexto da prevenção da saúde mental, considerando a eficácia clínica, a evolução tecnológica e fatores centrados no utilizador. O estudo contribui, assim, para a base de evidências, fornecendo *insights* rigorosos e empiricamente fundamentados sobre o impacto no mundo real, as limitações e as considerações éticas das intervenções preventivas impulsionadas pela IA.

13 Benchmark

Para avaliar o panorama atual das ferramentas baseadas em IA concebidas para apoiar a prevenção de problemas de saúde mental, foi realizada uma análise comparativa com foco numa amostra selecionada de 10 aplicações líderes de mercado. O processo de seleção seguiu uma abordagem sistemática baseada em critérios de inclusão e exclusão predefinidos, garantindo que apenas fossem retidas as ferramentas que demonstrassem uma integração clara de IA, disponibilidade pública, funcionalidade orientada para a prevenção e atualizações recentes.

A decisão de limitar a amostra a 10 aplicações é metodologicamente justificada. Em primeiro lugar, este número está em consonância com as dimensões das amostras normalmente utilizadas nas análises de tecnologias digitais de saúde mental, que incluem normalmente entre 8 e 20 intervenções. Mais importante ainda, durante o processo de seleção, 10 aplicações cumpriram com sucesso todos os critérios de inclusão, refletindo o resultado natural de uma metodologia estruturada e replicável, em vez de uma limitação arbitrária.

Este tamanho da amostra também garante uma cobertura abrangente das principais categorias de ferramentas de prevenção de saúde mental baseadas em IA, incluindo agentes conversacionais, sistemas de monitorização do humor, plataformas de bem-estar personalizadas e aplicações de deteção precoce ou monitorização de riscos. Ao capturar estas categorias distintas, a referência fornece uma visão geral representativa de como a IA está atualmente a ser operacionalizada em contextos de saúde mental preventiva.

A seleção final inclui 10 aplicações baseadas em IA que cumpriram todos os critérios de inclusão e representam diversas estratégias preventivas nas categorias mais

proeminentes de tecnologias de IA para saúde mental. Priorizar aplicações amplamente adotadas e líderes de mercado garante que a referência reflita ferramentas com impacto no mundo real e relevância reconhecida nos ecossistemas públicos de saúde mental.

Tabela 2 - Análise comparativa de ferramentas de prevenção de saúde mental baseadas em AI

App	Descrição	Deteção Precoce	Intervenção	Efetividade
Wysa	Chatbot de IA baseado em TCC que oferece apoio emocional e exercícios autoguiados para gestão de stress e ansiedade.	Analisa conversas para identificar padrões emocionais e sinais de risco.	Fornecer exercícios de TCC, mindfulness e apoio emocional contínuo.	Evidência empírica e feedback dos utilizadores indicam redução de stress e ansiedade.
Woebot	Chatbot de IA que utiliza técnicas de TCC, TDC e TPI para apoio psicológico através de conversação.	Monitoriza o discurso do utilizador para detetar alterações emocionais precoces.	Oferece microintervenção e estratégias de coping em tempo real.	Estudos demonstram redução significativa de sintomas de depressão e ansiedade.
Youper	Assistente emocional com IA que combina monitorização do humor e conversas terapêuticas.	Utiliza análise emocional e registo de humor para identificar padrões psicológicos.	Propõe exercícios terapêuticos personalizados e reflexões guiadas.	Utilizadores reportam maior autoconsciência e melhoria do bem-estar emocional.

MindDoc (Moodpath)	Aplicação de monitorização da saúde mental com base em avaliação contínua e análise de padrões.	Utiliza questionários estruturados e algoritmos para detetar sinais precoces de sofrimento psicológico.	Fornece relatórios, recomendações e exercícios baseados em evidência.	Validada como ferramenta útil para automonitorização e apoio preventivo.
Elomia	Chatbot de IA focado em apoio emocional, auto-reflexão e bem-estar psicológico.	Analisa interações textuais para identificar estados emocionais e possíveis sinais de stress.	Promove diálogo reflexivo, apoio emocional e técnicas de regulação emocional.	Evidência baseada sobretudo em feedback dos utilizadores e uso contínuo.
Therapify	Aplicação de bem-estar que utiliza IA para fornecer exercícios baseados em TCC e <i>mindfulness</i> .	Monitoriza padrões de utilização e estados emocionais autorreportados.	Oferece rotinas de autocuidado, exercícios de relaxamento e apoio ao sono.	Contribui para redução de stress e melhoria do bem-estar geral, com base em autoavaliação.
Headspace	Plataforma de meditação que integra IA para personalizar conteúdos de <i>mindfulness</i> e bem-estar.	Utiliza dados de utilização para adaptar recomendações e identificar necessidades de apoio.	Oferece meditação guiada, exercícios de respiração e programas de sono.	Amplamente validada na redução de stress, ansiedade e melhoria do sono.
Calm	Aplicação de bem-estar com personalização baseada em IA para gestão de stress e sono.	Analisa preferências e padrões de uso para ajustar conteúdos e intervenções.	Disponibiliza meditação, histórias para dormir e exercícios de relaxamento.	Estudos indicam melhorias no sono e redução do stress percebido.

Replika	Chatbot conversacional com IA que simula interação emocional e apoio psicológico informal.	Identifica estados emocionais através de interações contínuas com o utilizador.	Proporciona companhia, diálogo terapêutico informal e suporte emocional.	Associada à redução da solidão e melhoria do bem-estar emocional percebido.
MindShift CBT	Aplicação baseada em TCC para gestão da ansiedade, com funcionalidades de personalização.	Avalia níveis de ansiedade através de autoavaliações e padrões de utilização.	Oferece estratégias práticas de <i>coping</i> , reestruturação cognitiva e relaxamento.	Reconhecida como ferramenta eficaz no apoio à gestão da ansiedade.

²Fonte: Desenvolvida pelo autor

² Wysa, Woebothealth, Youper MindDoc, Elomia, Therapify, Headspace, Calm, Replika, MindShift CBT, website e app – consultados em Abril 2026

13.1 Análise comparativa das aplicações

A análise comparativa das aplicações revela que as tecnologias de IA aplicadas à prevenção da saúde mental apresentam um elevado grau de convergência funcional, particularmente no que diz respeito à utilização de chatbots conversacionais, monitorização do humor e personalização de intervenções.

De forma geral, observa-se que a maioria das aplicações como, por exemplo, a Wysa, Woebot, Youper e Replika, baseia-se fortemente em processamento de linguagem natural (NLP) para interpretar o estado emocional dos utilizadores. Este modelo permite uma interação contínua e acessível, mas levanta questões quanto à profundidade clínica e precisão diagnóstica.

No que respeita à deteção precoce, verifica-se uma predominância de abordagens baseadas em auto-relato (e.g., questionários e registo de humor) e análise de texto (e.g., interações com chatbots).

Apenas algumas aplicações, como o MindDoc, demonstram maior estruturação metodológica através de instrumentos de avaliação sistemáticos, enquanto nenhuma das aplicações analisadas recorre de forma significativa a dados passivos avançados (e.g., sensores biométricos), o que limita o potencial de deteção precoce mais objetiva.

Relativamente à intervenção, todas as aplicações oferecem estratégias baseadas em abordagens reconhecidas, como por exemplo, Terapia Cognitivo-Comportamental (TCC), *mindfulness* e técnicas de relaxamento.

No entanto, estas intervenções são maioritariamente padronizadas ou semi-personalizadas, não substituindo a adaptabilidade de um profissional humano em contextos mais complexos.

Quanto à efetividade, observa-se uma distinção importante:

- Algumas aplicações (e.g., Woebot, Headspace, Calm) apresentam evidência científica mais consolidada.
- Outras baseiam-se sobretudo em feedback dos utilizadores ou estudos preliminares.

Isto sugere uma heterogeneidade significativa na robustez científica, o que deve ser considerado na avaliação global do impacto destas tecnologias.

13.2 Identificação de Lacunas entre Aplicações

A análise comparativa das aplicações selecionadas permite identificar um conjunto de lacunas relevantes no ecossistema atual das tecnologias de IA aplicadas à prevenção da saúde mental. Em primeiro lugar, observa-se uma limitação significativa ao nível da deteção precoce objetiva. A maioria das aplicações baseia-se predominantemente em dados de auto-relato, como questionários e registos de humor, o que as torna suscetíveis a enviesamentos associados à perceção subjetiva dos utilizadores. Adicionalmente, verifica-se uma ausência generalizada de integração com dados biométricos ou comportamentais passivos - como por exemplo, padrões de sono, atividade física ou interações digitais - que poderiam enriquecer a precisão da deteção precoce. Esta limitação é agravada pela escassez de modelos preditivos robustos, capazes de antecipar de forma mais fiável a evolução de estados psicológicos.

Em segundo lugar, destaca-se que os mecanismos de personalização ainda apresentam um nível relativamente limitado. Embora muitas aplicações utilizem algoritmos para adaptar conteúdos e recomendações, essa personalização baseia-se, na maioria dos casos, em *inputs* simples fornecidos pelos utilizadores, não incorporando de forma aprofundada o contexto individual, como histórico clínico, fatores ambientais ou variáveis socioeconómicas. Esta limitação reduz o potencial das intervenções em termos de eficácia e relevância individual.

Outra lacuna relevante prende-se com a fragilidade da evidência científica associada a algumas das aplicações analisadas. Apesar de existirem exemplos com validação empírica mais sólida, uma parte significativa das soluções disponíveis depende sobretudo de feedback dos utilizadores ou de estudos preliminares, frequentemente baseados em dados auto-reportados. Tal situação levanta questões quanto à robustez e generalização dos resultados apresentados.

No domínio ético, verificam-se igualmente limitações importantes. A transparência dos algoritmos utilizados permanece, em muitos casos, insuficiente, dificultando a compreensão por parte dos utilizadores sobre o funcionamento dos sistemas e os critérios

subjacentes às recomendações fornecidas. Paralelamente, persistem preocupações relacionadas com a privacidade e o uso de dados pessoais, bem como com o potencial enviesamento algorítmico, que nem sempre é claramente identificado ou mitigado pelas aplicações.

Por fim, importa salientar a distinção entre o papel destas tecnologias como complemento ou substituto do apoio tradicional em saúde mental. Embora as aplicações demonstrem utilidade significativa como ferramentas complementares, sobretudo ao nível da acessibilidade, disponibilidade e apoio contínuo, evidenciam limitações claras na substituição de profissionais de saúde mental, especialmente em casos de maior complexidade ou gravidade.

13.3 Relação entre os resultados e hipóteses do estudo

No que respeita à relação entre os resultados da análise e as hipóteses definidas no estudo, verifica-se que a Hipótese 1 - segundo a qual as aplicações baseadas em IA melhoram significativamente a deteção precoce e a intervenção - é apenas parcialmente suportada. Embora estas tecnologias apresentem uma forte capacidade de monitorização contínua e de disponibilização de intervenções imediatas, as limitações associadas à precisão dos dados e à ausência de indicadores objetivos reduzem o seu impacto global.

A Hipótese 2, que sugere que questões éticas influenciam a aceitação e utilização das aplicações, encontra-se fortemente suportada. As preocupações relacionadas com a privacidade, a transparência e o potencial enviesamento dos sistemas têm um impacto direto na confiança dos utilizadores, condicionando a sua adesão e utilização a longo prazo.

Relativamente à Hipótese 3, os resultados indicam igualmente um forte suporte. Os utilizadores tendem a reconhecer simultaneamente pontos fortes e limitações nas tecnologias analisadas. Entre os principais benefícios destacam-se a acessibilidade, a disponibilidade constante e a redução do estigma associado à procura de apoio. No entanto, são também identificadas limitações significativas, nomeadamente a ausência de empatia humana, a menor profundidade das intervenções e a limitada personalização.

Por fim, a Hipótese 4 - que propõe que as ferramentas de IA promovem maior envolvimento e adesão - é moderadamente suportada. Embora as aplicações apresentem vantagens claras em termos de facilidade de utilização e acessibilidade, o nível de *engagement* pode diminuir ao longo do tempo, sugerindo a existência de um efeito de novidade que não é necessariamente sustentado a longo prazo.

13.4 *Framework* conceptual

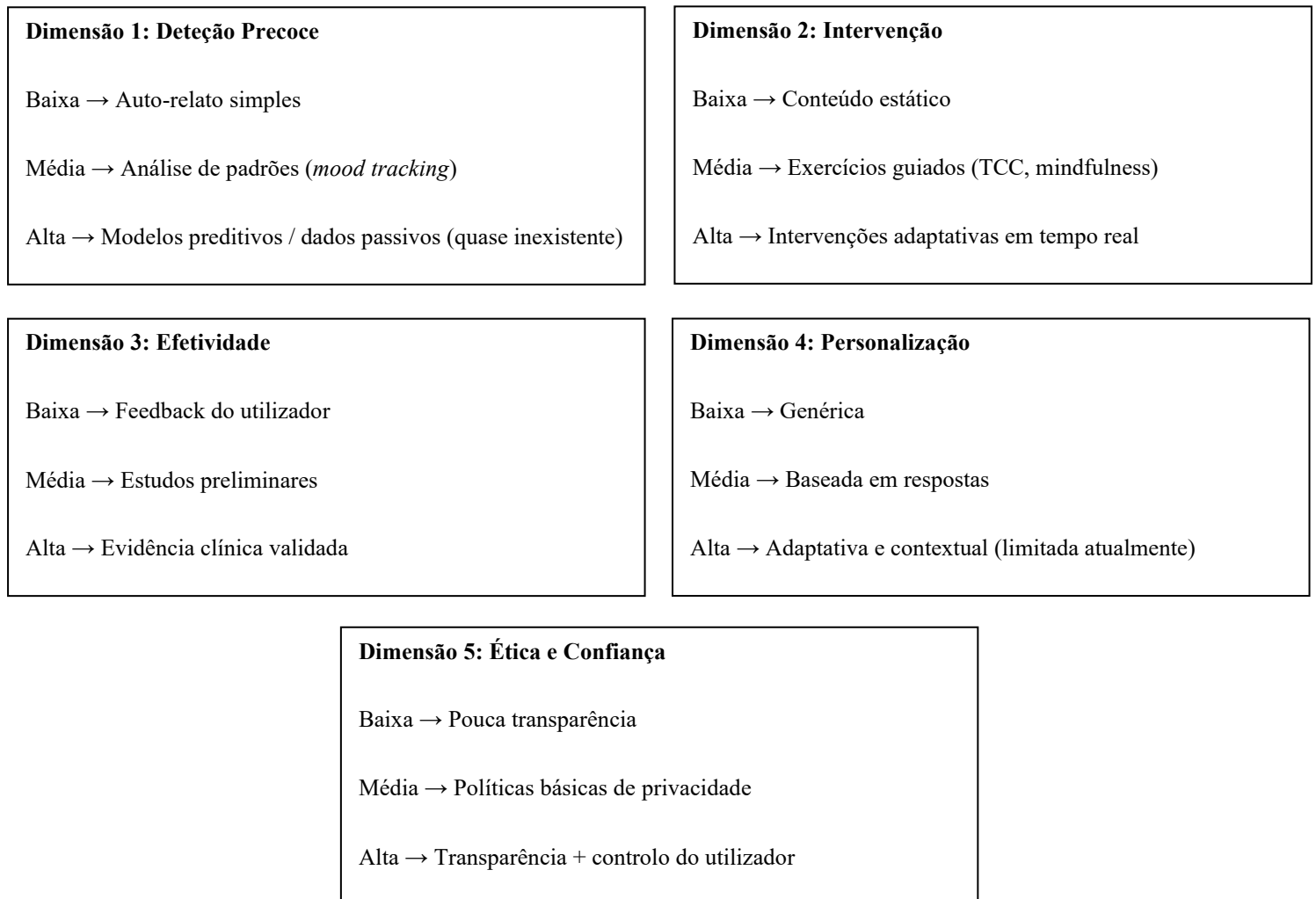


Figura 2 - Framework conceptual

Fonte: desenvolvida pelo autor.

Com base nestas observações, foi desenvolvido uma *framework* conceptual de *benchmark* que permite estruturar a análise das aplicações segundo cinco dimensões principais: deteção precoce, intervenção, efetividade, personalização e ética/confiança.

No que respeita à deteção precoce, as aplicações distribuem-se entre abordagens baseadas em auto-relato simples (nível baixo), análise de padrões comportamentais como o *mood tracking* (nível médio) e, de forma ainda incipiente, modelos preditivos suportados por dados passivos (nível elevado).

Na dimensão da intervenção, distingue-se entre conteúdos estáticos (nível baixo), exercícios guiados baseados em abordagens como TCC e *mindfulness* (nível médio), e intervenções adaptativas em tempo real (nível elevado), sendo estas últimas ainda limitadas no contexto atual.

Relativamente à efetividade, as aplicações variam entre soluções suportadas apenas por feedback dos utilizadores (nível baixo), aquelas com estudos preliminares (nível médio), e um conjunto mais restrito com evidência clínica validada (nível elevado).

No que concerne à personalização, observa-se uma progressão entre abordagens genéricas (nível baixo), personalização baseada em respostas do utilizador (nível médio), e modelos mais avançados, ainda pouco desenvolvidos, que integram múltiplas variáveis contextuais (nível elevado).

Por fim, na dimensão ética e de confiança, as aplicações situam-se entre níveis de baixa transparência (nível baixo), cumprimento básico de políticas de privacidade (nível médio), e práticas mais avançadas que incluem transparência algorítmica e maior controlo por parte do utilizador (nível elevado), sendo este último ainda pouco comum.

Este *framework* permite, assim, uma avaliação estruturada e multidimensional do estado atual das tecnologias de IA na prevenção da saúde mental, contribuindo para uma compreensão mais crítica das suas capacidades, limitações e potencial de evolução futura.

A *framework* de *benchmark* desenvolvida neste estudo não constitui apenas um instrumento descritivo das aplicações analisadas, mas está diretamente ancorada nos principais modelos teóricos que sustentam a adoção, utilização e impacto das tecnologias digitais em contexto de saúde mental.

Em primeiro lugar, a dimensão de efetividade e intervenção pode ser relacionada com os princípios da *evidence-based practice* em saúde digital, que defendem que as intervenções devem ser fundamentadas em evidência científica robusta e demonstrar impacto mensurável nos resultados de saúde. Neste contexto, a distinção entre aplicações

com validação clínica e aquelas baseadas apenas em feedback dos utilizadores permite avaliar o grau de alinhamento das tecnologias com práticas terapêuticas reconhecidas, como a Terapia Cognitivo-Comportamental (TCC).

A dimensão de deteção precoce articula-se com modelos teóricos de prevenção em saúde mental, nomeadamente as abordagens de prevenção primária e secundária, que enfatizam a importância da identificação precoce de sinais de risco e da intervenção atempada. No entanto, conforme evidenciado na análise, a dependência de dados de auto-relato limita a aproximação a modelos mais avançados de deteção preditiva, sugerindo um desalinhamento parcial com o potencial teórico da IA neste domínio.

Relativamente à dimensão de personalização, esta pode ser enquadrada à luz do conceito de medicina personalizada e adaptativa, bem como de modelos de sistemas inteligentes centrados no utilizador. A literatura sugere que intervenções mais adaptadas ao contexto individual tendem a ser mais eficazes e a promover maior adesão. Contudo, os resultados indicam que a maioria das aplicações ainda se encontra num nível intermédio de personalização, baseado sobretudo em inputs explícitos, o que evidencia uma lacuna entre o potencial teórico e a implementação prática.

A dimensão de ética e confiança está diretamente relacionada com modelos como o Technology Acceptance Model (TAM) e as suas extensões, bem como com literatura sobre *trust in AI systems*. De acordo com estes modelos, fatores como confiança, perceção de risco e transparência influenciam significativamente a aceitação e utilização de tecnologias. As limitações identificadas ao nível da privacidade, transparência e possível enviesamento algorítmico reforçam a relevância desta dimensão como determinante crítico da adoção.

Por fim, a dimensão de intervenção e *engagement* pode ser relacionada com teorias de *user engagement* e *digital behaviour change*, que destacam o papel da interatividade, personalização e feedback contínuo na manutenção do envolvimento do utilizador. A evidência de que o *engagement* pode diminuir ao longo do tempo sugere que muitas aplicações ainda não conseguem sustentar mecanismos eficazes de retenção, o que constitui um desafio relevante para a eficácia a longo prazo.

14 Solução e protótipo desenvolvido

A abordagem metodológica adotada neste estudo baseia-se num desenho de investigação quantitativa que utiliza dados de inquérito analisados através de métodos estatísticos. Esta abordagem foi selecionada devido à sua adequação para examinar as relações entre as perceções dos utilizadores, as intenções comportamentais e as atitudes em relação às aplicações de saúde mental baseadas em IA.

Foi utilizado um questionário estruturado para garantir a padronização das respostas e permitir a comparabilidade estatística entre os participantes. A utilização de itens na escala de Likert permitiu a quantificação de perceções subjetivas, tornando possível a aplicação de técnicas estatísticas inferenciais, tais como *t tests* e análise de correlação.

Para garantir a validade do construto, os itens do inquérito relacionados foram agrupados em dimensões teóricas (benefícios, confiança e ética, envolvimento e limitações). Foram então calculadas pontuações compostas para representar estes constructos. Esta abordagem é amplamente utilizada na investigação comportamental para reduzir o ruído de medição e melhorar a interpretabilidade.

Além disso, o alfa de Cronbach foi utilizado para avaliar a fiabilidade da consistência interna. Este passo foi essencial para avaliar se os itens agrupados mediam o mesmo constructo subjacente. Os resultados confirmaram uma forte fiabilidade para a maioria dos constructos, apoiando a validade do modelo de medição.

A utilização de Python com bibliotecas estatísticas como o SciPy garantiu transparência, reprodutibilidade e rigor metodológico no processo de análise.

14.1 Recolha e exportação de dados

Os dados utilizados neste estudo foram recolhidos através de um questionário online elaborado com o Google Forms. O inquérito foi estruturado para investigar as perceções, experiências e intenções comportamentais dos utilizadores relativamente a aplicações de saúde mental baseadas em IA.

O questionário consistia em várias secções, incluindo:

- Informações demográficas (por exemplo, idade, género, país, nível de escolaridade)
- Experiência anterior com apoio à saúde mental
- Padrões de utilização de aplicações de saúde mental baseadas em IA
- Benefícios e limitações percebidos das ferramentas baseadas em IA
- Considerações éticas (por exemplo, privacidade, transparência, confiança e preconceito)
- Envolvimento dos utilizadores e intenção futura de utilizar tais aplicações

A maioria das perguntas atitudinais foi avaliada utilizando uma escala de Likert que variava de 1 a 5, em que valores mais altos indicavam maior concordância com as afirmações.

Foram recolhidas um total de 183 respostas válidas. Após a conclusão da fase de recolha de dados, as respostas foram exportadas do Google Forms para um formato de folha de cálculo (Microsoft Excel) para posterior processamento e análise.

14.2 Limpeza e pré-processamento de dados

Antes de realizar qualquer análise, o conjunto de dados foi submetido a um processo estruturado de limpeza de dados para garantir a consistência, a usabilidade e a validade analítica.

14.3 Padronização de colunas

O conjunto de dados original continha nomes de colunas longos e complexos, baseados em perguntas. Estes foram sistematicamente renomeados para nomes de variáveis concisos e padronizados (por exemplo, `early_detection`, `trust_data`, `engagement`) para facilitar a análise num ambiente de programação.

Além disso, nomes de colunas problemáticos (por exemplo, aqueles que começavam com caracteres numéricos) foram corrigidos para cumprir as convenções de programação. Por exemplo, a variável inicialmente denominada “2_stigma” foi renomeada para `perceived_stigma`.

14.4 Conversão de tipos de dados

As respostas ao inquérito que utilizavam escalas de Likert (por exemplo, classificações de 1 a 5) foram convertidas para formato numérico, a fim de permitir a análise estatística. As variáveis categóricas (por exemplo, sexo, país, nível de escolaridade) foram mantidas como variáveis de cadeia de caracteres.

14.5 Tratamento de valores em falta

Os valores em falta foram identificados e tratados da seguinte forma:

- A variável `apps_used` continha um único valor em falta, que foi substituído por “Nenhum”.
- A variável `support_types` continha vários valores em falta, que foram interpretados como ausência de apoio prévio e substituídos por “Não foi relatado qualquer apoio”.

Após este processo, o conjunto de dados não continha valores em falta nas variáveis utilizadas para a análise.

14.6 Ajustes na limpeza dos dados

Foram corrigidas pequenas inconsistências nas variáveis categóricas. Por exemplo, foram removidos os espaços à esquerda ou à direita dos nomes dos países para garantir a consistência (por exemplo, “Portugal” vs “ Portugal”).

14.7 Preparação dos dados para análise

Após a limpeza, o conjunto de dados foi preparado para análise estatística utilizando Python no ambiente Spyder, recorrendo a bibliotecas como `pandas` e `SciPy`.

14.8 Agrupamento de variáveis

Para alinhar o conjunto de dados com os objetivos da investigação, as variáveis foram agrupadas em dimensões conceptuais:

- Benefícios: detecção precoce, autoconsciência, ação preventiva, apoio atempado
- Confiança e ética: confiança nos dados, preocupações com a privacidade, preocupações com o viés, transparência, preocupações éticas
- Envolvimento: acessibilidade, motivação, consistência, personalização, envolvimento
- Limitações: falta de empatia, incapacidade de lidar com casos complexos, complementaridade

14.9 Cálculo de Composite Score

Para cada dimensão, as pontuações compostas foram calculadas através da média das variáveis correspondentes. Estas pontuações representam medidas agregadas de cada constructo e foram utilizadas nas análises estatísticas subsequentes.

14.10 Análise de fiabilidade

Para avaliar a consistência interna de cada constructo, foram calculados os coeficientes alfa de Cronbach.

```
==== CRONBACH ALPHA ====  
Benefits: 0.963  
Trust & Ethics: 0.624  
Engagement: 0.852  
Limitations: 0.401  
  
===== H1 =====  
early_detection: t=14.980, p=0.00000  
preventive_action: t=14.398, p=0.00000  
  
===== H2 =====  
trust_data vs engagement: 0.643  
privacy_concern vs engagement: 0.249  
bias_concern vs engagement: 0.067  
transparency vs engagement: 0.621  
ethical_concern vs engagement: 0.073  
  
===== H3 =====  
Accessibility: t=33.980, p=0.00000  
Lack of empathy: t=11.299, p=0.00000  
  
===== H4 =====  
engagement: t=1.790, p=0.07504  
consistency: t=8.966, p=0.00000  
future_intention: t=15.041, p=0.00000
```

Figura 3 - Análise de fiabilidade

Os resultados indicaram:

- Benefícios: excelente fiabilidade (0.963)
- Envolvimento: elevada fiabilidade (0.852)
- Confiança e Ética: fiabilidade aceitável (0.624)
- Limitações: baixa fiabilidade (0.401)

Estes resultados sugerem que a maioria dos constructos é estatisticamente robusta, embora a dimensão das limitações deva ser interpretada com cautela.

15 Discussão dos Resultados

15.1 Caracterização da amostra

O conjunto de dados final utilizado neste estudo consistiu em 183 respostas válidas recolhidas através de um inquérito online concebido para explorar as perceções dos utilizadores relativamente a aplicações de saúde mental baseadas em IA. O inquérito dirigiu-se a indivíduos com experiência prévia, familiaridade ou interesse em tecnologias digitais de saúde mental, resultando numa amostra composta predominantemente por participantes que já estavam envolvidos com soluções tecnológicas para o bem-estar emocional e o apoio psicológico. O número relativamente elevado de respostas válidas proporcionou um conjunto de dados suficientemente robusto para a realização de análises estatísticas descritivas e inferenciais, incluindo análise de fiabilidade, análise de correlação e teste de hipóteses.

Em termos geográficos, a amostra revelou um grau moderado de diversidade internacional. Os participantes localizavam-se principalmente em Portugal ($n = 71$; 38,8%), seguido do Brasil ($n = 36$; 19,7%), da Alemanha ($n = 28$; 15,3%) e dos Estados Unidos ($n = 28$; 15,3%). Proporções menores de inquiridos eram originárias da Inglaterra, Canadá, Espanha, França e Itália. Embora a amostra não possa ser considerada globalmente representativa, a inclusão de participantes de vários países reforça a relevância dos resultados, ao incorporar perspetivas de indivíduos expostos a diferentes contextos culturais, sistemas de saúde e níveis de adoção tecnológica.

A distribuição internacional dos inquiridos é particularmente significativa no contexto das tecnologias de saúde mental apoiadas pela IA, uma vez que as perceções sobre as ferramentas digitais de cuidados de saúde são frequentemente influenciadas por fatores socioculturais, pela acessibilidade aos serviços tradicionais de saúde mental e por diferentes níveis de confiança nos sistemas tecnológicos. Os participantes de países com infraestruturas digitais mais robustas e uma aceitação mais ampla da inovação tecnológica podem demonstrar uma maior abertura em relação ao apoio à saúde mental baseado na IA. Por outro lado, as diferenças culturais relativas ao estigma da saúde mental, às preocupações com a privacidade e à confiança em sistemas automatizados também podem moldar as atitudes dos utilizadores e os seus comportamentos de envolvimento. Consequentemente, a composição multicultural da amostra contribui positivamente para a natureza exploratória desta investigação.

No que diz respeito à distribuição por género, a amostra foi composta por 104 participantes do sexo feminino (62,8 %) e 79 participantes do sexo masculino (37,2 %). Embora o desequilíbrio seja moderado, a predominância de inquiridas do sexo feminino está em consonância com as tendências frequentemente observadas na investigação sobre saúde mental e nos estudos sobre a adoção de soluções digitais na área da saúde. A literatura anterior sugere, de forma generalizada, que as mulheres são mais propensas a procurar apoio psicológico, a envolver-se em práticas de autocontrolo emocional e a adotar aplicações relacionadas com a saúde mental. Por conseguinte, a maior representação feminina na amostra pode explicar, em parte, as atitudes geralmente positivas em relação à acessibilidade, ao apoio preventivo e à autoconsciência emocional identificadas ao longo do estudo.

Do ponto de vista educativo, a amostra revelou uma população com um elevado nível de escolaridade. A maioria dos inquiridos possuía um diploma de licenciatura ($n = 128$; 69,9%), seguida dos titulares de um mestrado ($n = 37$; 20,2%). Grupos mais pequenos referiram qualificações do ensino secundário ($n = 14$; 7,7%) ou formação ao nível do doutoramento ($n = 4$; 2,2%). Este perfil educativo é particularmente relevante porque o nível de escolaridade está frequentemente associado à literacia digital, à confiança tecnológica e a uma maior disponibilidade para experimentar soluções inovadoras na área da saúde. Os indivíduos com níveis de escolaridade mais elevados estão geralmente mais familiarizados com ecossistemas digitais, tecnologias baseadas em

dados e ambientes de aprendizagem autogeridos, o que pode contribuir para percepções mais favoráveis das aplicações de saúde mental baseadas em IA.

A predominância de inquiridos com um elevado nível de escolaridade pode também influenciar a interpretação das preocupações éticas e tecnológicas. Os participantes com um nível de escolaridade mais elevado podem demonstrar uma maior sensibilidade em relação a questões como a privacidade dos dados, a transparência, o viés algorítmico e a responsabilidade ética. Consequentemente, as conclusões relacionadas com as percepções éticas devem ser interpretadas não só como indicadores de confiança, mas também como reflexos de uma base de utilizadores relativamente informada e com literacia tecnológica, capaz de avaliar criticamente os sistemas de IA.

No que diz respeito à exposição prévia a serviços de apoio à saúde mental, uma maioria substancial dos participantes ($n = 148$; 80,9 %) indicou ter tido experiência anterior com alguma forma de assistência à saúde mental, incluindo psicoterapia, serviços psiquiátricos, aconselhamento, grupos de apoio ou recursos de autoajuda. Apenas 35 inquiridos (19,1%) referiram não ter tido qualquer contacto anterior com sistemas de apoio à saúde mental. Esta característica constitui um dos aspetos mais relevantes da amostra, pois sugere que a maioria dos participantes foi capaz de avaliar as aplicações baseadas em IA de forma comparativa, em vez de hipotética. Por outras palavras, muitos inquiridos avaliaram as ferramentas apoiadas por IA em comparação com experiências existentes com intervenções tradicionais de saúde mental, aumentando assim a relevância prática e a profundidade interpretativa das respostas recolhidas.

A elevada prevalência do recurso prévio a serviços de apoio à saúde mental reforça também a ideia de que as aplicações baseadas em IA são cada vez mais vistas não como substitutos completos dos cuidados profissionais, mas sim como ferramentas complementares integradas em estratégias mais amplas de gestão da saúde mental. Esta interpretação é ainda corroborada pelos resultados do inquérito relativos à acessibilidade, à regularidade de utilização e às intenções de utilização futura.

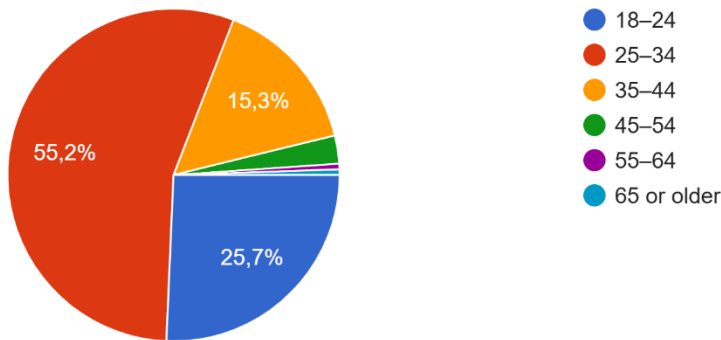
Para além das características demográficas, a amostra revela também padrões de forte envolvimento digital. Muitos inquiridos referiram uma utilização frequente e prolongada de aplicações de saúde mental baseadas em IA, incluindo interações diárias ou semanais ao longo de períodos que se estenderam por mais de seis meses. Tais padrões

comportamentais sugerem que os participantes não eram meros utilizadores ocasionais, mas sim indivíduos com uma exposição sustentada aos ecossistemas digitais de saúde mental. Esta interação prolongada permitiu provavelmente aos inquiridos formar avaliações mais estáveis e baseadas na experiência relativamente à eficácia, usabilidade, implicações éticas e limitações emocionais dos sistemas apoiados por IA.

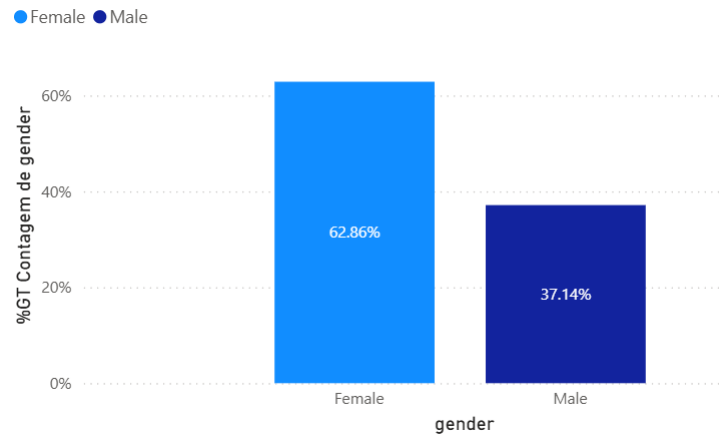
Em termos gerais, a amostra pode ser caracterizada como relativamente instruída, envolvida no domínio digital, distribuída internacionalmente e altamente familiarizada com mecanismos de apoio à saúde mental, tanto tradicionais como apoiados pela IA. Estas características proporcionam uma base adequada para investigar as perceções em relação às tecnologias de saúde mental baseadas na IA, particularmente no que diz respeito ao apoio preventivo, à confiança ética, à sensibilidade emocional e ao envolvimento sustentado dos utilizadores. No entanto, devem ser reconhecidas certas limitações no que diz respeito à representatividade da amostra. A predominância de participantes com elevado nível de escolaridade e de indivíduos já familiarizados com o apoio à saúde mental pode limitar a generalização dos resultados a populações mais amplas com níveis mais baixos de literacia digital, acesso tecnológico reduzido ou exposição limitada a serviços de saúde mental.

Apesar destas limitações, a amostra oferece informações valiosas sobre a forma como os utilizadores tecnologicamente ativos percebem atualmente o papel da IA nos contextos de apoio à saúde mental. À medida que as ferramentas de saúde baseadas em IA continuam a expandir-se a nível global, compreender as atitudes e as experiências dos utilizadores ativos constitui uma importante contribuição tanto para a investigação académica como para o desenvolvimento prático de sistemas.

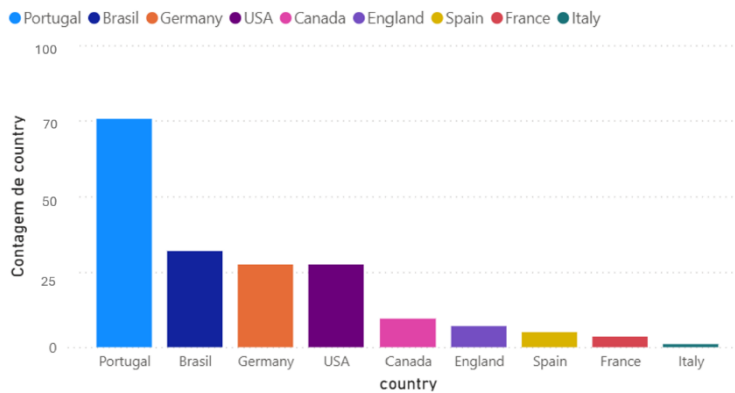
Participants Age Group



Participants Gender Distribution



Participants Country



Participants Education Level

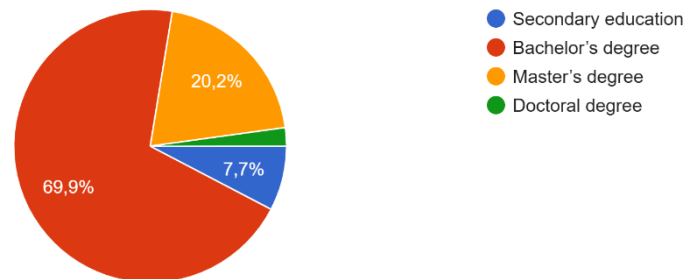


Figura 4 – Caraterização Demográfica.

15.2 Padrões de utilização das aplicações

Esta secção apresenta uma visão geral da forma como os participantes interagem com aplicações de saúde mental baseadas em IA, centrando-se nas plataformas mais utilizadas, na duração e frequência de utilização e nas principais motivações subjacentes ao envolvimento dos utilizadores. Compreender estes padrões comportamentais é essencial para contextualizar os resultados estatísticos associados à utilidade percebida, à confiança ética, às limitações emocionais e às intenções de adoção a longo prazo.

Aplicações mais utilizadas

Os resultados revelam uma clara concentração da utilização em torno de um número limitado de aplicações dominantes de saúde mental baseadas em IA. Entre todas

as plataformas referidas, a Wysa destacou-se como a aplicação mais utilizada, representando aproximadamente 34,3% de todas as escolhas de aplicações referidas. A Headspace representou a segunda plataforma mais utilizada (19,7%), seguida pela Woebot (10,6%), Therapify (7,2%), Calm (6,9%), MindDoc (Moodpath) (5,9%), Elomia (5,6%) e Replika (5,1%). Uma proporção menor de participantes também referiu utilizar aplicações como o MindShift CBT e o Youper.

O domínio de aplicações como a Wysa e a Headspace pode estar associado à sua forte visibilidade no mercado, às interfaces intuitivas, às funcionalidades de acessibilidade e à ampla gama de funcionalidades, incluindo suporte de IA conversacional, meditação guiada, monitorização emocional e ferramentas de gestão do stress. Além disso, várias destas aplicações integram interações baseadas em chatbots com técnicas inspiradas na terapia cognitivo-comportamental (TCC), o que pode contribuir para um maior envolvimento dos utilizadores e para a perceção de apoio psicológico.

Um padrão comportamental importante identificado no conjunto de dados é a utilização generalizada de múltiplas aplicações em simultâneo. Muitos inquiridos referiram utilizar combinações de plataformas em vez de dependerem exclusivamente de uma única aplicação. Isto sugere que os utilizadores percebem as ferramentas de saúde mental baseadas em IA como recursos complementares que oferecem funcionalidades distintas, em vez de soluções intercambiáveis. Por exemplo, os utilizadores podem combinar ferramentas de IA conversacional para apoio emocional com plataformas baseadas em meditação para redução do stress ou regulação do humor. Este comportamento de utilização multiplataforma reflete uma tendência mais ampla no sentido de ecossistemas digitais de autocuidado personalizados e modulares.

A diversidade de aplicações relatadas também destaca a natureza cada vez mais fragmentada e em rápida evolução do panorama tecnológico da IA na área da saúde mental. Em vez de demonstrarem fidelidade a um único fornecedor, os utilizadores parecem dispostos a experimentar vários sistemas para identificar as ferramentas que melhor se adequam às suas necessidades emocionais, preferências de estilo de vida e expectativas em termos de usabilidade.

Frequência de utilização

Os resultados indicam níveis relativamente elevados de interação recorrente com aplicações de saúde mental baseadas em IA. Quase metade dos participantes (48,6 %) referiu utilizar estas aplicações várias vezes por semana, enquanto outros 12,6 % indicaram uma utilização diária. Em contrapartida, 22,4 % referiram utilizar as aplicações uma vez por semana e apenas 16,4 % utilizavam-nas menos de uma vez por semana.

Estes resultados sugerem que as ferramentas de saúde mental baseadas em IA não são meramente recursos ocasionais ou experimentais para muitos utilizadores, mas sim componentes integrados de rotinas regulares de gestão do bem-estar. A prevalência do uso semanal repetido indica que os utilizadores percebem valor na manutenção de uma interação contínua com estes sistemas ao longo do tempo.

A interação frequente pode também refletir a conveniência e a rapidez oferecidas pelas ferramentas de saúde mental apoiadas pela IA. Ao contrário dos serviços tradicionais de saúde mental, que muitas vezes envolvem restrições de horários, barreiras financeiras ou disponibilidade limitada, as aplicações de IA proporcionam acessibilidade contínua e apoio imediato. Esta característica contribui provavelmente para as taxas relativamente elevadas de envolvimento recorrente observadas na amostra.

De uma perspetiva comportamental, padrões de utilização sustentados, semanais ou diários, podem indicar o surgimento de interações que criam hábitos entre os utilizadores e os sistemas baseados em IA. A integração de lembretes, mecanismos de monitorização do humor, recomendações personalizadas e interações conversacionais pode reforçar comportamentos de envolvimento rotineiros e fortalecer a adesão dos utilizadores ao longo do tempo.

Duração da utilização

A análise da duração da utilização reforça ainda mais os indícios de uma adoção sustentada. A maior parte dos participantes (40,4 %) referiu utilizar aplicações de saúde mental baseadas em IA há mais de seis meses. Além disso, 27,9 % indicaram períodos de utilização entre três e seis meses, enquanto 23,0 % referiram uma utilização entre um e três meses. Apenas uma pequena minoria dos inquiridos (8,7%) indicou utilizar essas aplicações há menos de um mês.

Estas conclusões são particularmente significativas porque sugerem que as aplicações de saúde mental baseadas em IA não são vistas apenas como tecnologias temporárias ou baseadas na novidade. Em vez disso, muitos utilizadores parecem incorporar estas ferramentas em práticas de autocuidado a longo prazo e em rotinas de apoio emocional.

Períodos de utilização mais prolongados podem também indicar que os utilizadores continuam a perceber valor após a adoção inicial, o que é particularmente importante no contexto das tecnologias de saúde digital, onde as taxas de abandono por parte dos utilizadores são frequentemente elevadas. A capacidade destas aplicações para manter o envolvimento ao longo de períodos prolongados sugere que poderão estar a responder com sucesso a necessidades psicológicas recorrentes, como a gestão do stress, o acompanhamento emocional e o apoio preventivo.

Ao mesmo tempo, a utilização prolongada pode também aumentar a consciência dos utilizadores relativamente às limitações dos sistemas baseados em IA, em particular no que diz respeito à profundidade emocional, empatia e personalização. Consequentemente, a exposição prolongada a estas aplicações terá contribuído para as percepções mais matizadas identificadas ao longo do estudo, incluindo tanto um forte reconhecimento dos benefícios práticos como uma consciência crítica das limitações emocionais.

Motivações para a utilização

Os resultados do inquérito revelam ainda que os participantes utilizam principalmente aplicações de saúde mental baseadas em IA para a gestão do stress, o acompanhamento do humor, a prevenção da ansiedade e o apoio emocional. A gestão do stress representou a motivação de utilização mais frequentemente selecionada (23,8 %), seguida de perto pelo acompanhamento do humor (22,3 %), pela prevenção da ansiedade (18,2 %) e pelo apoio emocional (18,0 %). Outras motivações incluíram a autorreflexão e a escrita de um diário (10,5%), bem como a melhoria do sono (7,2%).

Estes resultados sugerem que os utilizadores recorrem predominantemente a aplicações de saúde mental baseadas em IA para fins preventivos e de autorregulação, em vez de intervenção em situações de crise ou tratamento clínico. A ênfase na monitorização emocional, na redução do stress e na autoconsciência indica que os utilizadores percebem

estas tecnologias como ferramentas para manter o bem-estar psicológico em contextos do quotidiano.

A forte ênfase em comportamentos preventivos de saúde mental é particularmente relevante, uma vez que se alinha estreitamente com a evolução mais ampla dos cuidados de saúde digitais no sentido de modelos de apoio proativos e personalizados. Em vez de procurarem ajuda apenas após o surgimento de um sofrimento psicológico grave, os utilizadores parecem adotar cada vez mais ferramentas apoiadas pela IA como parte de práticas contínuas de autogestão emocional.

Interpretação geral

De um modo geral, os padrões de utilização identificados neste estudo demonstram que as aplicações de saúde mental baseadas em IA estão amplamente integradas nas rotinas diárias de muitos utilizadores. Os resultados revelam não só uma interação frequente e sustentada com estas tecnologias, mas também uma abordagem exploratória e complementar à sua utilização, em que os indivíduos combinam várias aplicações de acordo com as suas necessidades e preferências pessoais.

Os resultados sugerem ainda que os utilizadores encaram as aplicações de saúde mental baseadas em IA principalmente como ferramentas acessíveis, preventivas e de apoio, em vez de substitutos completos dos cuidados psicológicos tradicionais. Esta interpretação é reforçada pela proporção significativa de participantes que referiram ter tido experiências anteriores com sistemas tradicionais de apoio à saúde mental, mantendo simultaneamente um envolvimento ativo com aplicações baseadas em IA.

Em conjunto, estes padrões comportamentais fornecem um importante suporte contextual para as conclusões estatísticas discutidas nas secções seguintes, particularmente no que diz respeito à utilidade percebida, à confiança ética, à sensibilidade emocional e ao envolvimento sustentado dos utilizadores.

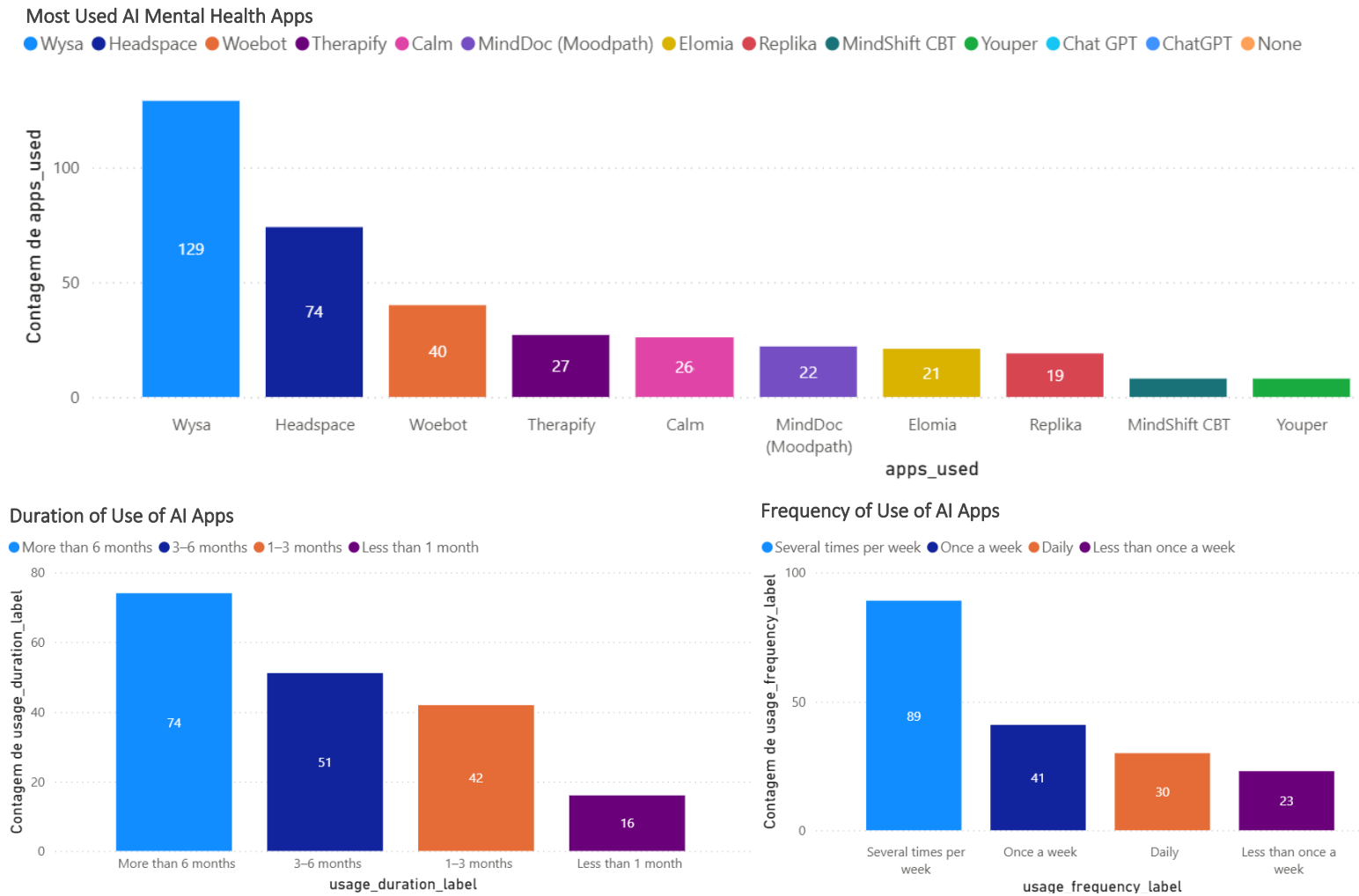


Figura 5 - Caracterização dos padrões de utilização dos participantes

15.3 Hipótese 1 (H1) - As aplicações de saúde mental baseadas em IA melhoram significativamente a deteção precoce e a intervenção preventiva

A primeira hipótese teve como objetivo avaliar se os utilizadores consideram as aplicações de saúde mental baseadas em IA como ferramentas eficazes para a deteção precoce de sofrimento emocional e para a intervenção preventiva em saúde mental. Esta hipótese reflete uma das principais promessas associadas à IA em contextos de cuidados de saúde: a capacidade de proporcionar monitorização contínua, identificar padrões comportamentais ou emocionais numa fase inicial e incentivar o apoio psicológico proativo antes que os sintomas se intensifiquem.

Para testar esta hipótese, foram realizados testes t de uma amostra utilizando as variáveis `early_detection` e `preventive_action`. Ambas as variáveis foram medidas através de escalas de Likert de cinco pontos, em que o ponto médio neutro correspondia ao valor 3. As análises estatísticas compararam as médias observadas da amostra com este ponto de referência neutro, a fim de determinar se os participantes consideravam, de forma significativa, as aplicações de saúde mental baseadas em IA como benéficas em contextos preventivos.

Os resultados revelaram resultados altamente significativos do ponto de vista estatístico para ambas as variáveis. O constructo `early_detection` produziu um valor t de 14,980 ($p < 0,001$), enquanto `preventive_action` produziu um valor t de 14,398 ($p < 0,001$). Estes resultados indicam que as avaliações dos participantes se situaram significativamente acima do ponto médio neutro, fornecendo um forte suporte estatístico à Hipótese 1.

A análise descritiva reforça ainda mais estas conclusões. No que diz respeito à “detecção precoce”, 55,7 % dos inquiridos selecionaram o valor 4 (“Concordo”), enquanto outros 22,4 % selecionaram o valor mais elevado, 5 (“Concordo plenamente”). Apenas uma proporção muito pequena de participantes manifestou discordância. Da mesma forma, no que diz respeito à “ação preventiva”, 57,9% dos inquiridos selecionaram o valor 4 e 20,2% selecionaram o valor 5. Em conjunto, estes resultados indicam que aproximadamente três quartos da amostra percebem positivamente as aplicações de saúde mental baseadas em IA como capazes de apoiar a intervenção preventiva e a detecção precoce de dificuldades emocionais.

Estes resultados sugerem que os utilizadores reconhecem um valor prático substancial nos sistemas de saúde mental apoiados pela IA, particularmente no que diz respeito à auto-monitorização e ao apoio psicológico precoce. Os participantes parecem perceber estas aplicações como mecanismos úteis para identificar flutuações emocionais, padrões de stress, sintomas de ansiedade ou alterações comportamentais antes que tais condições se agravem e se transformem em problemas de saúde mental mais graves.

Os resultados estão em consonância com o papel cada vez mais importante da IA nos modelos de cuidados de saúde preventivos. Os sistemas baseados em IA são cada vez mais concebidos para recolher dados comportamentais, monitorizar padrões de interação,

analisar linguagem emocional e fornecer feedback ou recomendações personalizadas em tempo real. No contexto da saúde mental, tais funcionalidades podem aumentar a autoconsciência dos utilizadores e incentivar comportamentos de intervenção precoce, incluindo a regulação emocional, práticas de mindfulness, redução do stress ou a procura de ajuda profissional.

Um fator adicional que contribui para estas perceções positivas pode ser a acessibilidade contínua das aplicações de IA. Ao contrário dos serviços tradicionais de saúde mental, que podem envolver tempos de espera, dificuldades de agendamento, limitações financeiras ou estigma social, as ferramentas apoiadas por IA oferecem disponibilidade imediata e constante. Esta acessibilidade permite potencialmente que os utilizadores recorram a mecanismos de apoio preventivo no momento exato em que surge o desconforto emocional, reforçando assim as perceções de eficácia em cenários de intervenção precoce.

O forte apoio à Hipótese 1 também está em consonância com tendências tecnológicas mais amplas que privilegiam abordagens proativas, em vez de reativas, nos cuidados de saúde. Os sistemas modernos de saúde digital dão cada vez mais prioridade à prevenção, à auto-monitorização e ao apoio contínuo, em detrimento de modelos de tratamento pontuais. Os resultados do presente estudo sugerem que os utilizadores consideram que as aplicações de saúde mental baseadas em IA se enquadram com sucesso neste paradigma de cuidados de saúde preventivos.

No entanto, embora os participantes reconheçam geralmente os benefícios preventivos, é importante notar que estes resultados refletem a eficácia percebida, em vez de resultados clinicamente validados. O estudo mede as atitudes dos utilizadores e as avaliações subjetivas, em vez de melhorias objetivas nos indicadores de saúde psicológica. Consequentemente, embora os utilizadores acreditem firmemente que as aplicações baseadas em IA apoiam a deteção precoce e a ação preventiva, seria necessária investigação clínica e longitudinal adicional para avaliar a sua eficácia terapêutica real ao longo do tempo.

No entanto, os resultados demonstram claramente que o apoio preventivo constitui uma das vantagens mais valorizadas das aplicações de saúde mental baseadas em IA na presente amostra. A combinação de elevadas percentagens de concordância e resultados

estatísticos altamente significativos fornece evidências sólidas que sustentam a ideia de que os utilizadores consideram as tecnologias de IA ferramentas valiosas para promover a deteção precoce e a gestão proativa da saúde mental.

Em geral, a Hipótese 1 é fortemente confirmada. Os resultados indicam que os participantes percebem as aplicações de saúde mental baseadas em IA como instrumentos eficazes para a deteção emocional precoce e a intervenção preventiva em saúde mental, destacando a crescente relevância das tecnologias impulsionadas pela IA nos ecossistemas contemporâneos de cuidados de saúde mental.



Figura 6 – Perceived Benefits (H1)

15.4 Hipótese 2 (H2) - As preocupações éticas influenciam significativamente a aceitação por parte dos utilizadores e a utilização sustentada de aplicações de saúde mental baseadas em IA

A segunda hipótese visava examinar se as considerações éticas influenciam o envolvimento dos utilizadores e a interação sustentada com aplicações de saúde mental baseadas em IA. As dimensões éticas representam um dos aspetos mais debatidos da IA na área da saúde, particularmente em contextos de saúde mental onde são frequentemente processados dados pessoais, emocionais e comportamentais altamente sensíveis. As preocupações em torno da privacidade, transparência, confiança, preconceito e responsabilidade ética são, portanto, fatores centrais que podem moldar a disposição dos utilizadores em adotar e continuar a utilizar tecnologias de saúde mental apoiadas por IA.

Para investigar esta hipótese, foram realizadas análises de correlação entre a pontuação de envolvimento e várias dimensões éticas, incluindo a confiança no tratamento de dados, preocupações com a privacidade, preocupações com o preconceito, transparência e preocupações éticas gerais. O objetivo era identificar se perceções éticas mais fortes estavam associadas a níveis mais elevados de envolvimento e aceitação por parte dos utilizadores.

Os resultados revelaram um padrão diferenciado de relações entre as variáveis éticas. As correlações positivas mais fortes com o envolvimento foram observadas para a confiança no tratamento de dados ($r = 0,643$) e a transparência ($r = 0,621$). Estes resultados indicam relações positivas moderadamente fortes, sugerindo que os utilizadores que consideram as aplicações de saúde mental baseadas em IA como fiáveis e transparentes são substancialmente mais propensos a envolver-se de forma consistente com tais sistemas.

Em contrapartida, foram identificadas correlações mais fracas no que diz respeito às preocupações com a privacidade ($r = 0,249$), às preocupações com o viés ($r = 0,067$) e às preocupações éticas gerais ($r = 0,073$). Embora estas dimensões continuem a ser conceptualmente importantes, a sua influência direta no comportamento de envolvimento parece ser consideravelmente menor na presente amostra.

As estatísticas descritivas fornecem informações adicionais sobre estes resultados. No que diz respeito à confiança no tratamento de dados, 47,5% dos participantes selecionaram o ponto médio neutro, enquanto aproximadamente 36,6% concordaram ou concordaram totalmente que confiavam na forma como as aplicações de IA gerem os dados pessoais. Apenas uma proporção relativamente pequena relatou forte desconfiança. Da mesma forma, a variável de transparência mostrou que aproximadamente 42,1% dos inquiridos concordaram ou concordaram totalmente que as aplicações de saúde mental baseadas em IA proporcionam processos de funcionamento e comunicação transparentes.

Ao mesmo tempo, as preocupações relacionadas com a ética mantiveram-se muito presentes em toda a amostra. No que diz respeito às preocupações com a privacidade, 59,0% dos inquiridos selecionaram “Concordo” e 30,1% selecionaram “Concordo plenamente”, indicando que quase 90% dos participantes manifestaram uma preocupação significativa relativamente à proteção e confidencialidade das informações pessoais. Da mesma forma, as preocupações éticas geraram respostas particularmente fortes, com 53,6% a selecionar o nível mais alto de concordância e 42,1% a selecionar “Concordo”. Estas conclusões demonstram que a consciência ética é generalizada entre os utilizadores, mesmo que algumas dimensões éticas não prevejam diretamente a intensidade do envolvimento.

A relação relativamente fraca entre o envolvimento e preocupações como o viés algorítmico ou o risco ético generalizado pode sugerir que os utilizadores dão prioridade a fatores de usabilidade prática imediata em detrimento de preocupações tecnológicas abstratas durante a interação real com sistemas de IA. Por outras palavras, os utilizadores podem continuar a utilizar aplicações apesar de reconhecerem potenciais riscos éticos, particularmente quando as aplicações proporcionam apoio emocional, conveniência, acessibilidade ou utilidade psicológica.

Esta interpretação está em consonância com teorias mais amplas sobre a aceitação da tecnologia, em particular a noção de que a utilidade percebida e a facilidade de utilização frequentemente se sobrepõem a preocupações abstratas durante os processos de adoção comportamental. No contexto da saúde mental, os utilizadores que sofrem de stress, ansiedade ou vulnerabilidade emocional podem atribuir maior valor à disponibilidade imediata de apoio do que a preocupações a longo prazo relativas à equidade algorítmica ou às implicações éticas sistémicas.

Os resultados indicam também que a percepção ética não é um constructo único e homogêneo. Em vez disso, diferentes dimensões éticas parecem influenciar o comportamento do utilizador de formas distintas. Fatores práticos e vividos diretamente, como a confiança e a transparência, exercem uma influência substancialmente mais forte no envolvimento, em comparação com preocupações sociais ou teóricas mais amplas, como o viés algorítmico. Isto sugere que os utilizadores avaliam as questões éticas de acordo com a sua relevância pessoal percebida e o impacto imediato na sua experiência de interação.

A importância da transparência identificada neste estudo é particularmente digna de nota. A transparência pode contribuir para o envolvimento, reduzindo a incerteza e aumentando a sensação de controlo sobre o funcionamento dos sistemas de IA. Os utilizadores que compreendem como as recomendações são geradas, como os dados são processados ou quais as limitações existentes no sistema podem sentir-se mais à vontade para interagir com aplicações de saúde mental baseadas em IA durante períodos de tempo mais longos.

Da mesma forma, a confiança no tratamento de dados parece funcionar como uma condição fundamental para um envolvimento sustentado. Uma vez que as aplicações de saúde mental recolhem frequentemente informações emocionais e psicológicas altamente sensíveis, é improvável que os utilizadores mantenham uma interação a longo prazo, a menos que acreditem que os seus dados estão a ser geridos de forma segura e responsável.

Embora a Hipótese 2 seja, em geral, corroborada, os resultados indicam que essa confirmação é apenas parcial e não absoluta. As considerações éticas influenciam, de facto, o envolvimento dos utilizadores; no entanto, a intensidade dessa influência varia significativamente consoante a dimensão ética específica que está a ser analisada. A confiança e a transparência revelaram-se os fatores éticos mais influentes, enquanto as preocupações relacionadas com o preconceito e a ética generalizada demonstraram um impacto comportamental relativamente limitado.

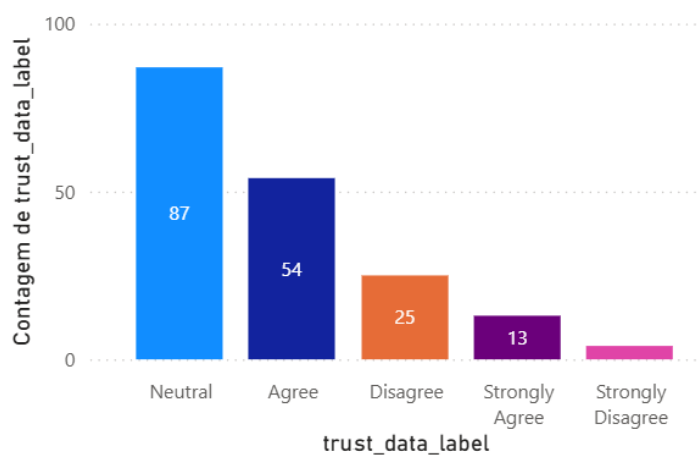
Estas conclusões destacam a natureza complexa e multidimensional da aceitação ética nos cuidados de saúde mental apoiados pela IA. Sugerem que o desenvolvimento futuro de sistemas de saúde mental baseados na IA deve priorizar a comunicação transparente, a explicabilidade e os mecanismos de construção da confiança do utilizador

como objetivos centrais de concepção. Os quadros éticos que permanecem excessivamente abstratos ou desligados das experiências diretas dos utilizadores podem ter menos influência no comportamento de envolvimento real do que demonstrações práticas de fiabilidade, segurança e abertura.

Em termos gerais, a Hipótese 2 é parcialmente confirmada. As considerações éticas influenciam claramente a aceitação e o envolvimento dos utilizadores com aplicações de saúde mental baseadas em IA; no entanto, os utilizadores parecem distinguir entre as diferentes dimensões éticas de acordo com a relevância prática e a urgência que lhes atribuem nos contextos de utilização do mundo real.

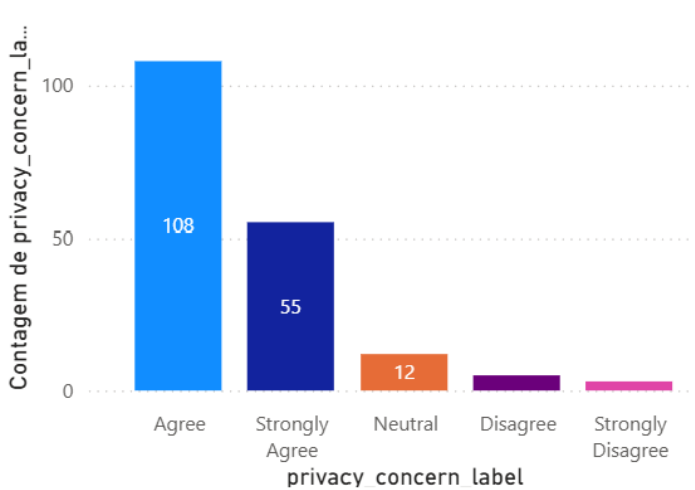
Trust in Data Privacy and Responsible Handling of Personal Information

● Neutral ● Agree ● Disagree ● Strongly Agree ● Strongly Disagree



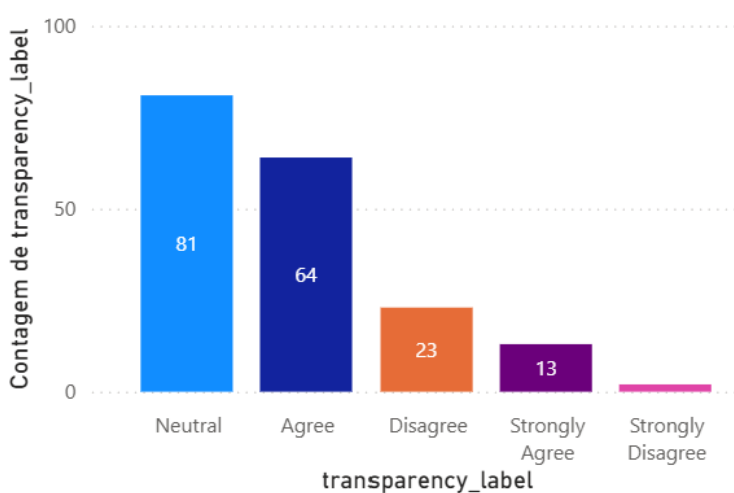
User Concerns Regarding Data Privacy in AI Mental Health Tools

● Agree ● Strongly Agree ● Neutral ● Disagree ● Strongly Disagree



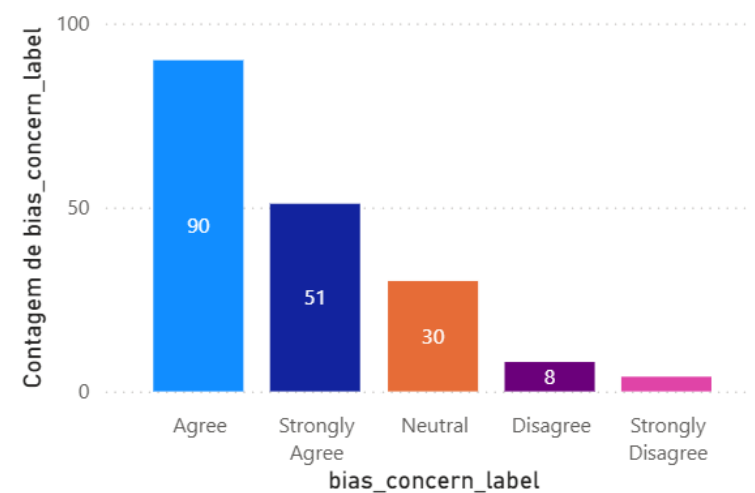
Perceived Transparency of AI-Based Mental Health Apps

● Neutral ● Agree ● Disagree ● Strongly Agree ● Strongly Disagree



Perceived Risk of Bias and Inaccuracy in AI-Generated Feedback

● Agree ● Strongly Agree ● Neutral ● Disagree ● Strongly Disagree



Overall Ethical Influencing the Use of AI-Based Mental Health Apps

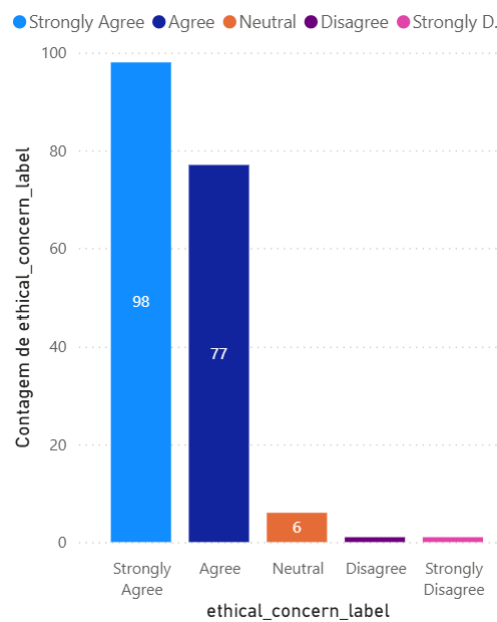


Figura 7 – Ethics, Trust and Adoption (H2)

15.5 Hipótese 3 (H3) - As aplicações de saúde mental baseadas em IA são percebidas como mais acessíveis, mas menos sensíveis do ponto de vista emocional, do que o apoio tradicional à saúde mental.

A terceira hipótese explorou uma das tensões mais importantes em torno das tecnologias de saúde mental baseadas em IA: o equilíbrio entre acessibilidade e sensibilidade emocional. Embora as aplicações de IA sejam frequentemente promovidas como ferramentas de apoio altamente acessíveis e convenientes, subsistem preocupações quanto à sua capacidade de reproduzir a profundidade emocional, a empatia e a compreensão humana matizada tipicamente associadas aos profissionais de saúde mental tradicionais.

Para avaliar esta hipótese, foram realizados testes t de uma amostra para as variáveis “acessibilidade” e “falta_de_empatia”. Ambas as variáveis foram medidas utilizando escalas de Likert de cinco pontos e comparadas com o valor neutro do ponto médio de 3, a fim de determinar se os participantes consideravam, de forma significativa, que as aplicações de saúde mental baseadas em IA eram acessíveis, mas, simultaneamente, careciam de sensibilidade emocional.

A análise estatística produziu resultados altamente significativos para ambas as dimensões. A variável acessibilidade gerou um valor t de 33,980 ($p < 0,001$), enquanto a variável falta_de_empatia produziu um valor t de 11,299 ($p < 0,001$). Estes resultados demonstram que os participantes avaliaram tanto a acessibilidade como as limitações emocionais significativamente acima do ponto médio neutro, fornecendo um forte suporte estatístico para a Hipótese 3.

As estatísticas descritivas reforçam a força destas percepções. No que diz respeito à acessibilidade, 65,0% dos inquiridos selecionaram a categoria de resposta mais elevada (“Concordo plenamente”), enquanto outros 29,5% selecionaram “Concordo”. No total, mais de 94% dos participantes expressaram percepções positivas relativamente à acessibilidade e conveniência das aplicações de saúde mental baseadas em IA. Apenas uma minoria muito reduzida apresentou avaliações neutras ou negativas.

Estes resultados sugerem fortemente que a acessibilidade constitui uma das características mais valorizadas das tecnologias de saúde mental apoiadas pela IA. Os participantes parecem reconhecer vantagens práticas substanciais associadas à disponibilidade imediata, ao acesso contínuo, a menores barreiras à entrada e à capacidade de obter apoio independentemente de restrições de tempo ou localização.

Vários fatores podem explicar esta forte percepção de acessibilidade. Ao contrário dos serviços tradicionais de saúde mental, as aplicações baseadas em IA podem normalmente ser acedidas a qualquer hora do dia, muitas vezes sem tempos de espera, limitações geográficas ou custos financeiros elevados. Os utilizadores também podem perceber estas ferramentas como mais flexíveis e menos intimidantes do que os contextos terapêuticos presenciais. Além disso, as aplicações de IA podem proporcionar uma sensação de anonimato, reduzindo potencialmente o estigma social associado à procura de apoio em saúde mental.

Os resultados relativos à sensibilidade emocional revelam uma perspetiva contrastante. Para a variável lack_empathy, 48,6% dos participantes selecionaram “Concordo”, enquanto 17,5% selecionaram “Concordo plenamente”. Aproximadamente um quarto dos inquiridos manteve-se neutro, enquanto apenas uma proporção relativamente pequena expressou discordância. Estes resultados indicam que uma maioria substancial dos participantes percebe as aplicações de saúde mental baseadas em IA como

emocionalmente limitadas quando comparadas com sistemas de apoio centrados no ser humano.

Esta percepção de falta de empatia reflete uma das principais limitações atualmente associadas à IA nos contextos de cuidados de saúde mental. Embora os sistemas de IA possam simular interações conversacionais e fornecer respostas emocionais automatizadas, os utilizadores podem ainda assim perceber essas interações como carentes de compreensão emocional genuína, compaixão ou ligação interpessoal. As nuances emocionais, a interpretação contextual e as dinâmicas relacionais humanas continuam a ser difíceis de reproduzir de forma autêntica pelos atuais sistemas de IA.

A coexistência destas duas percepções - elevada acessibilidade e sensibilidade emocional limitada - destaca um paradoxo central na saúde mental apoiada pela IA. Por um lado, os utilizadores valorizam a conveniência, a rapidez e a disponibilidade constante oferecidas pelos sistemas de IA. Por outro lado, continuam a reconhecer as capacidades emocionais únicas dos profissionais humanos que as tecnologias de IA não conseguem replicar na totalidade.

Esta dualidade sugere que os utilizadores podem não ver necessariamente as aplicações de saúde mental baseadas em IA como substitutos diretos de psicólogos, terapeutas ou psiquiatras. Em vez disso, os resultados indicam que os participantes podem considerar as aplicações de IA como ferramentas de apoio complementares, capazes de melhorar a acessibilidade, continuando, no entanto, a recorrer aos cuidados de saúde mental tradicionais para intervenções emocionais mais profundas e apoio psicológico complexo.

A forte concordância em relação à acessibilidade também pode explicar por que razão muitos utilizadores continuam a utilizar aplicações de IA, apesar de reconhecerem as suas limitações emocionais. Em contextos práticos, os utilizadores podem dar prioridade à assistência imediata e à conveniência em detrimento da profundidade emocional, particularmente para necessidades de apoio de menor intensidade, tais como gestão do stress, monitorização do humor, autorreflexão ou monitorização preventiva.

Os resultados também estão em consonância com a literatura mais ampla sobre a interação homem-computador e a adoção de cuidados de saúde digitais. As investigações existentes identificam frequentemente a acessibilidade e a conveniência como os

principais fatores impulsionadores da adoção da IA, enquanto a empatia e a inteligência emocional continuam a ser grandes desafios que limitam a substituição total dos profissionais humanos em domínios emocionalmente sensíveis.

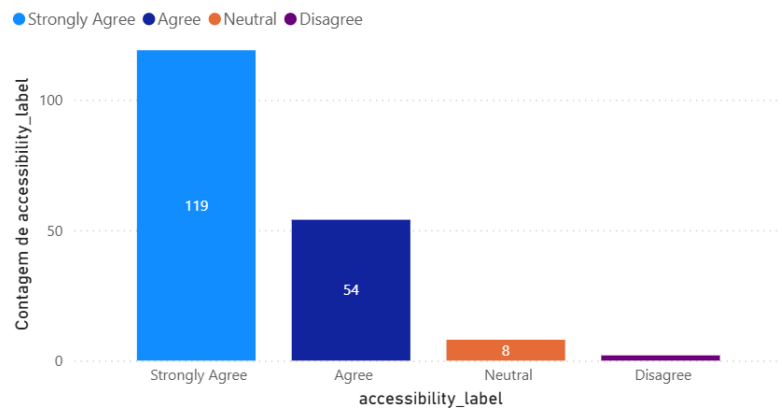
Uma interpretação adicional é que as expectativas dos utilizadores em relação aos sistemas de IA podem diferir fundamentalmente das expectativas em relação aos terapeutas humanos. Os participantes podem não esperar necessariamente que as aplicações de IA demonstrem uma compreensão emocional genuína. Em vez disso, podem avaliar estes sistemas principalmente de acordo com a utilidade funcional, a capacidade de resposta, a disponibilidade e a consistência. No entanto, a autenticidade emocional continua a representar um critério importante quando o apoio à saúde mental envolve vulnerabilidade, confiança e ligação interpessoal.

Em termos gerais, os resultados corroboram fortemente a Hipótese 3. Os participantes percebem claramente as aplicações de saúde mental baseadas em IA como ferramentas altamente acessíveis e convenientes, ao mesmo tempo que reconhecem limitações significativas no que diz respeito à sensibilidade emocional e à interação empática. Esta combinação de pontos fortes e fracos destaca o papel complementar, e não substitutivo, que as tecnologias de IA ocupam atualmente nos ecossistemas de cuidados de saúde mental.

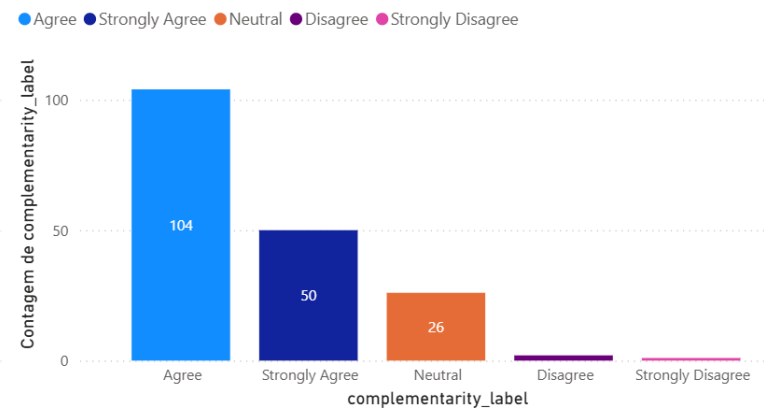
Estes resultados sugerem ainda que o desenvolvimento futuro de aplicações de saúde mental baseadas em IA não se deve centrar exclusivamente em melhorias da funcionalidade técnica e da acessibilidade. Deve ser dada maior ênfase ao reforço da capacidade de resposta emocional, da personalização, da naturalidade da conversação e da interação sensível ao contexto, a fim de reduzir a perceção de distanciamento emocional e reforçar a confiança e a satisfação dos utilizadores a longo prazo.

Inteligência Artificial como Instrumento de Prevenção em Saúde Mental

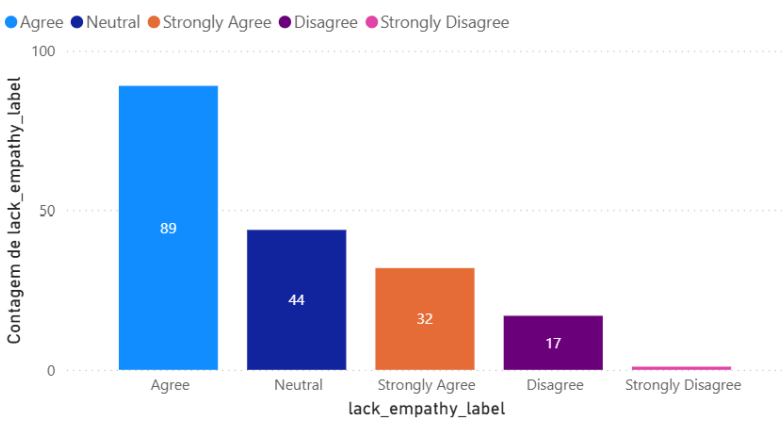
Perceived Accessibility of AI-Based Mental Health Apps



Perceived Complementarity of AI with Traditional Mental Health Support



Perceived Lack of Emotional Understanding in AI-Based Mental Health Support



Perceived Limitations of AI in Handling Complex Mental Health Cases

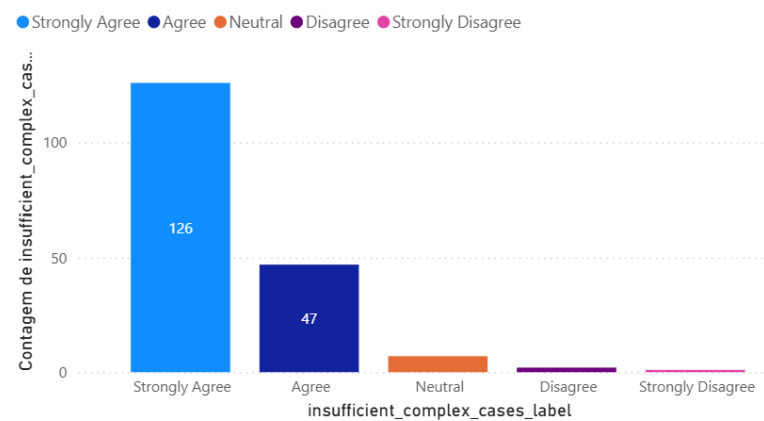


Figura 8 - AI vs. Human Emotional Support (H3)

15.6 Hipótese 4 (H4) - As aplicações de saúde mental baseadas em IA estão associadas a níveis mais elevados de envolvimento e adesão por parte dos utilizadores

A quarta hipótese analisou se as aplicações de saúde mental baseadas em IA estão associadas a um maior envolvimento dos utilizadores e a comportamentos de adesão sustentados. O envolvimento representa uma dimensão particularmente importante na investigação sobre saúde mental digital, uma vez que a eficácia a longo prazo das intervenções tecnológicas depende não só da adoção inicial, mas também da vontade dos utilizadores de continuar a interagir com o sistema de forma consistente ao longo do tempo.

Para avaliar esta hipótese, foram realizados testes t de uma amostra para três variáveis associadas ao envolvimento e à adesão: envolvimento, consistência e intenção futura. Estas variáveis foram medidas utilizando escalas de Likert de cinco pontos e comparadas estatisticamente com o valor neutro de referência de 3.

Os resultados revelaram um padrão misto de resultados. As variáveis consistência e intenção_futura produziram resultados estatisticamente significativos acima do ponto médio neutro, enquanto a variável envolvimento não atingiu significância estatística.

Mais especificamente, a consistência gerou um valor t de 8,966 ($p < 0,001$), enquanto a intenção_futura produziu um valor t de 15,041 ($p < 0,001$). Em contrapartida, a variável “*engagement*” produziu um valor t de 1,790 com um valor p de 0,075, o que excede o limiar de significância convencional de 0,05. Consequentemente, embora os utilizadores tenham demonstrado uma consistência significativa de utilização e fortes intenções de continuar a utilizar aplicações de saúde mental baseadas em IA no futuro, os níveis globais de envolvimento diário ou emocional permaneceram estatisticamente moderados.

As estatísticas descritivas fornecem um contexto adicional importante. No que diz respeito à “intenção futura”, 58,5% dos inquiridos selecionaram “Concordo” e 20,2% selecionaram “Concordo plenamente”, indicando que quase 79% dos participantes expressaram intenções positivas relativamente à utilização continuada, no futuro, de aplicações de saúde mental baseadas em IA. Da mesma forma, a variável de consistência

mostrou que 50,3% dos inquiridos selecionaram “Concordo” e 14,8% selecionaram “Concordo totalmente”, sugerindo que uma proporção substancial de utilizadores se considera a interagir com estas aplicações de forma relativamente regular.

No entanto, a variável de envolvimento revelou uma distribuição mais equilibrada. Aproximadamente 46,4% dos participantes selecionaram o ponto médio neutro, enquanto os níveis de concordância positiva permaneceram comparativamente mais baixos. Isto sugere que, embora os utilizadores mantenham uma interação contínua com estas ferramentas, o seu envolvimento emocional ou motivacional pode não ser particularmente forte ou imersivo.

Estes resultados indicam que a adesão e o envolvimento não devem ser interpretados como conceitos idênticos. Os participantes parecem dispostos a continuar a utilizar aplicações de saúde mental baseadas em IA ao longo do tempo; no entanto, essa utilização contínua pode ocorrer de uma forma mais funcional, baseada na rotina ou orientada para a utilidade, em vez de resultar de um apego emocional profundo ou de um envolvimento altamente ativo.

Uma possível explicação para este padrão é que os utilizadores percebem as aplicações de saúde mental baseadas em IA principalmente como ferramentas de autogestão de apoio, em vez de experiências emocionalmente envolventes. As aplicações podem satisfazer com sucesso necessidades práticas, tais como monitorização do stress, acompanhamento emocional, apoio preventivo ou gestão rotineira do bem-estar mental, sem necessariamente gerar um forte investimento emocional ou uma interação ativa contínua.

Os resultados positivos relativos à “intenção futura” são particularmente significativos, pois sugerem uma perceção de valor sustentada, apesar das limitações reconhecidas. Embora os participantes tenham manifestado preocupações quanto à sensibilidade emocional e às dimensões éticas nas secções anteriores, a maioria dos utilizadores continuou a expressar vontade de continuar a interagir com sistemas de saúde mental baseados em IA. Isto indica que os benefícios práticos da acessibilidade, conveniência e apoio preventivo podem superar as limitações percebidas em muitos contextos de utilização no mundo real.

As conclusões relativas à consistência reforçam ainda mais a ideia de que as aplicações de saúde mental baseadas em IA podem integrar-se com sucesso nas rotinas diárias dos utilizadores. Funcionalidades como lembretes, acompanhamento do humor, feedback personalizado e acessibilidade contínua podem contribuir para o desenvolvimento de padrões de interação habituais e para a adesão comportamental a longo prazo.

Ao mesmo tempo, a ausência de um envolvimento geral significativo pode refletir vários fatores contextuais. O envolvimento com aplicações de saúde mental é provavelmente influenciado por estados emocionais individuais, níveis de stress situacional, necessidades de saúde mental, motivação pessoal e recursos de apoio alternativos disponíveis para os utilizadores. Ao contrário das aplicações centradas no entretenimento, concebidas para maximizar o tempo de utilização do ecrã ou a imersão emocional, as ferramentas de saúde mental podem, em vez disso, dar prioridade ao apoio periódico e à utilidade prática.

Outra explicação possível é que os utilizadores possam manter intencionalmente um envolvimento moderado com as aplicações de saúde mental, a fim de evitar uma dependência excessiva de sistemas digitais para apoio emocional. Neste sentido, níveis moderados de envolvimento podem não indicar necessariamente um fracasso, mas sim um padrão equilibrado de interação em que as ferramentas de IA servem como recursos complementares no âmbito de estratégias mais amplas de gestão da saúde mental.

Os resultados também estão em consonância com a literatura existente sobre a adesão à saúde digital, que frequentemente identifica a retenção e a intenção sustentada como resultados mais exequíveis do que um envolvimento emocional profundo. Muitas tecnologias de saúde digital conseguem manter uma utilização periódica ao longo do tempo sem gerar padrões de interação altamente imersivos ou emocionalmente intensos.

Em conjunto, os resultados sugerem que as aplicações de saúde mental baseadas em IA são eficazes na promoção da adesão e da continuidade da utilização, mas menos eficazes na geração de um forte envolvimento global. Consequentemente, a Hipótese 4 é apenas parcialmente confirmada.

Estas conclusões destacam a importância de distinguir entre adesão comportamental e envolvimento emocional ao avaliar tecnologias de saúde mental

apoiadas por IA. Os utilizadores parecem dispostos a incorporar estas aplicações nas suas rotinas e a continuar a utilizá-las durante longos períodos; no entanto, a sua interação permanece relativamente funcional e moderada, em vez de profundamente imersiva.

De um ponto de vista prático, os resultados sugerem que os futuros sistemas de saúde mental baseados em IA devem centrar-se não só na manutenção da usabilidade e da acessibilidade, mas também na melhoria da personalização, da capacidade de resposta emocional, dos mecanismos motivacionais e do design de interação adaptativa, a fim de reforçar o envolvimento a longo prazo dos utilizadores para além da simples utilização habitual.

Em geral, as conclusões demonstram que as aplicações de saúde mental baseadas em IA possuem um forte potencial para uma adoção sustentada e integração rotineira na vida dos utilizadores, embora o envolvimento mais profundo continue a ser comparativamente limitado.

Inteligência Artificial como Instrumento de Prevenção em Saúde Mental

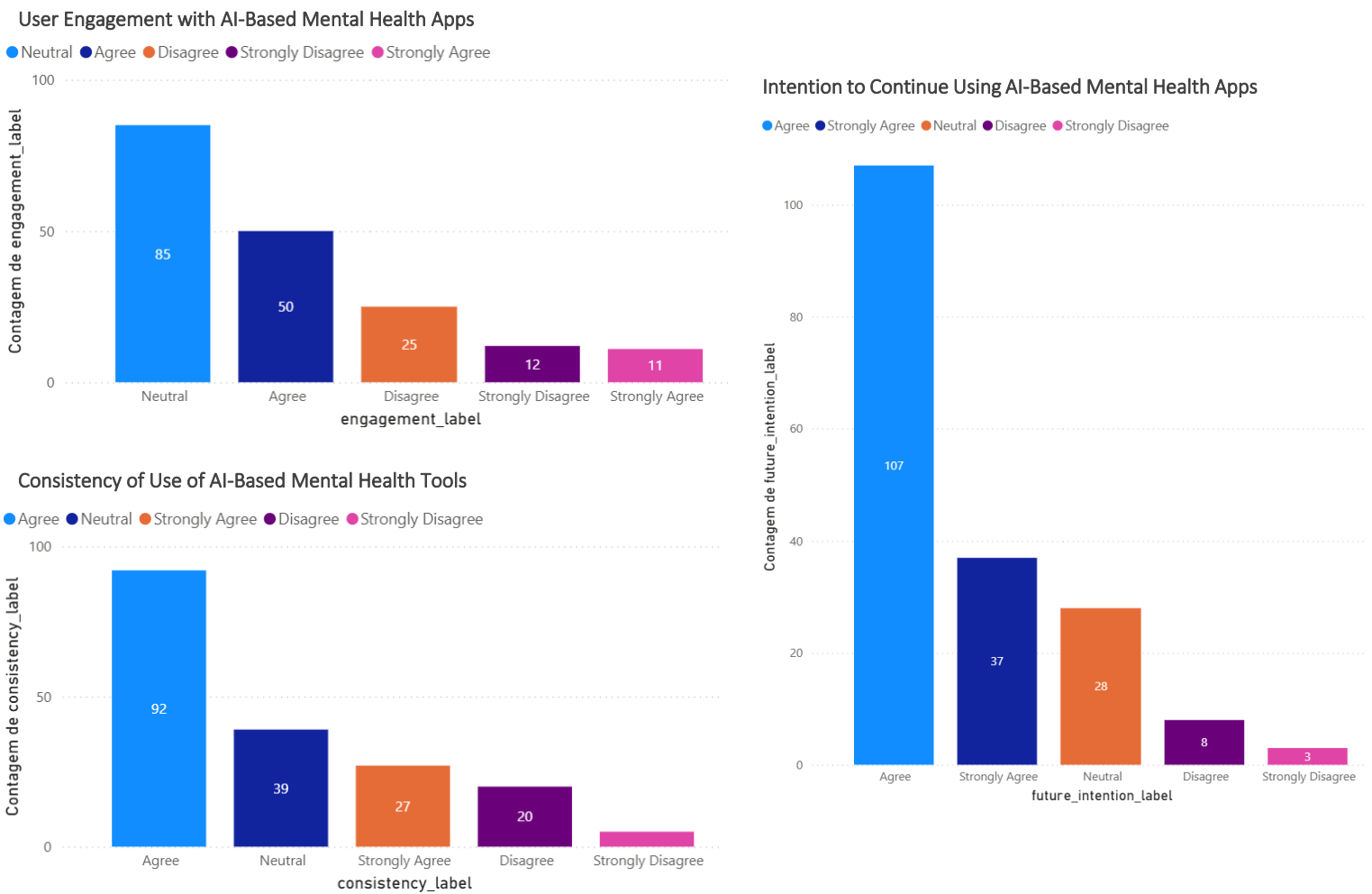


Figura 9 - Engagement & Continuity of Use (H4)

15.7 Análise dos resultados da regressão e dos gráficos descritivos

O conjunto de figuras abaixo apresentam uma visão geral abrangente das relações entre os principais conceitos do estudo, o desempenho preditivo do modelo de regressão e as características distributivas do envolvimento dos utilizadores com aplicações de saúde mental baseadas em IA.

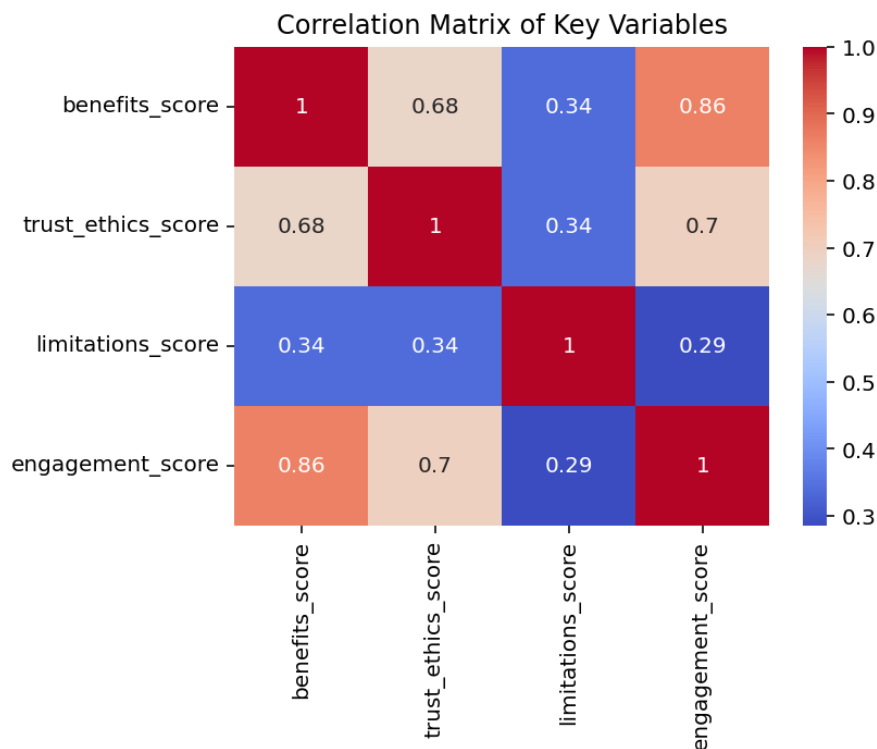


Figura 10 - Matriz de correlação das variáveis-chave

A matriz de correlação ilustra as relações entre os benefícios percebidos, as dimensões da confiança ética, as limitações percebidas e o envolvimento do utilizador.

Os resultados indicam uma forte correlação positiva entre os benefícios percebidos e o envolvimento do utilizador ($r = 0,86$), sugerindo que os utilizadores que percebem níveis mais elevados de apoio à deteção precoce, aumento da autoconsciência e ação preventiva são significativamente mais propensos a relatar níveis mais elevados de envolvimento. Da mesma forma, os fatores de confiança e transparência ética mostram uma correlação positiva substancial com o envolvimento ($r = 0,70$), destacando a importância da perceção da fiabilidade e transparência dos dados na formação de uma interação sustentada com o utilizador.

As limitações percebidas demonstram associações mais fracas com o envolvimento ($r = 0,29$), sugerindo que percepções negativas, tais como a falta de empatia ou o tratamento insuficiente de casos complexos, têm uma influência limitada em comparação com os benefícios percebidos e os fatores relacionados com a confiança. Em geral, a estrutura de correlação apoia a hipótese de que os benefícios funcionais e a confiança ética são os principais motores do envolvimento em aplicações de saúde mental baseadas em IA.

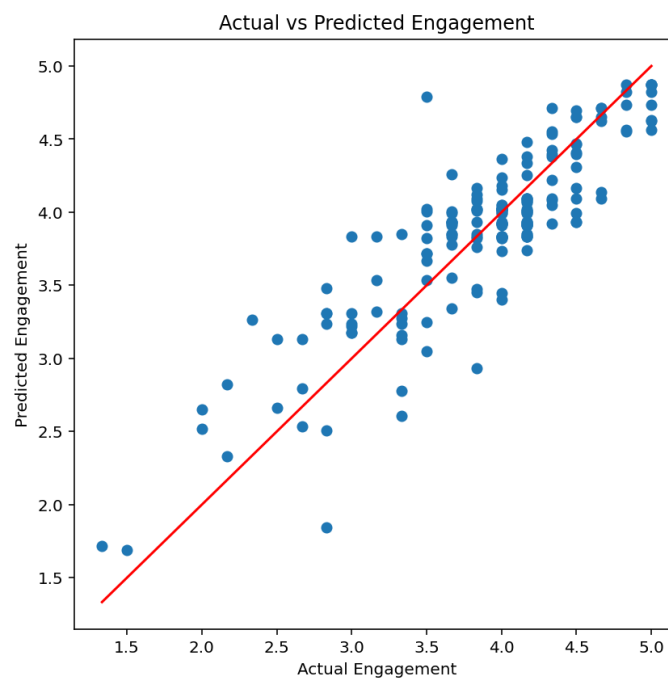


Figura 11 - Envolvimento real vs. previsto

O gráfico de dispersão que compara os valores reais e previstos de envolvimento demonstra a precisão preditiva global do modelo de regressão. A distribuição dos pontos segue de perto a linha de referência diagonal ($y = x$), indicando um forte alinhamento entre os valores observados e os valores previstos.

Este padrão confirma que o modelo de regressão tem um bom desempenho na explicação da variância no envolvimento do utilizador, em consonância com o elevado coeficiente de determinação ($R^2 = 0,765$). Embora existam pequenos desvios em relação à linha de ajuste perfeito, estes estão distribuídos aleatoriamente, sugerindo que o modelo não apresenta um viés de previsão sistemático. Em geral, a figura corrobora a robustez e o poder explicativo do modelo proposto.

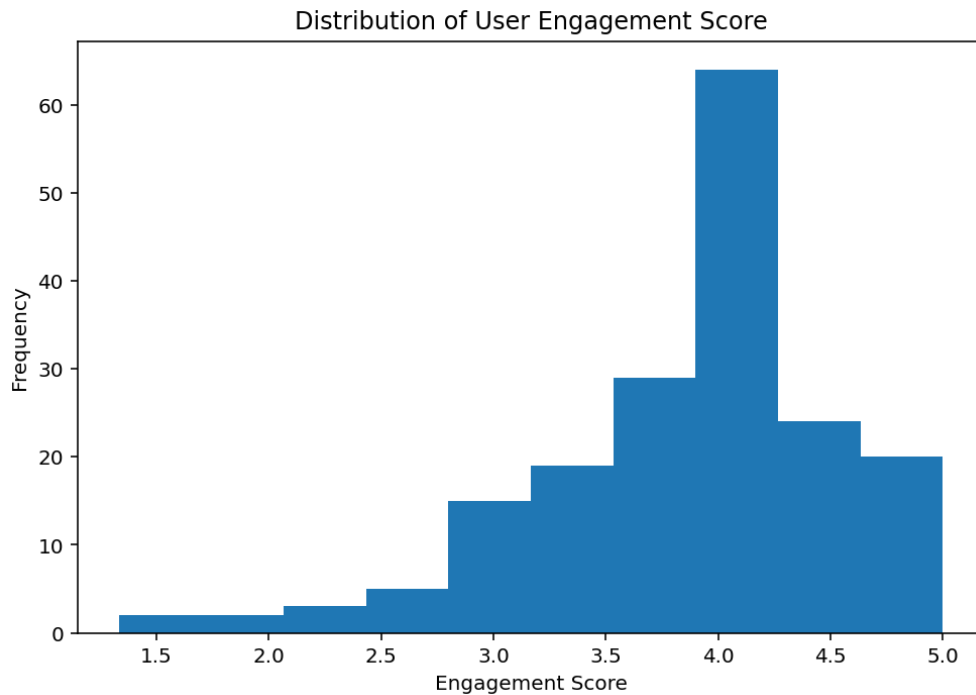


Figura 12 - Distribuição da pontuação de envolvimento do utilizador

O histograma ilustra a distribuição das pontuações de envolvimento do utilizador na amostra. Os resultados indicam uma concentração de respostas na faixa mais elevada da escala, com a maioria dos participantes a referir níveis de envolvimento entre aproximadamente 3,5 e 5,0.

Esta distribuição sugere que o envolvimento geral com aplicações de saúde mental baseadas em IA é relativamente elevado na população da amostra. A ligeira assimetria para a esquerda indica que, embora exista um envolvimento mais baixo, este é menos frequente. Este padrão está em consonância com as conclusões descritivas do estudo, que sugerem uma adoção geralmente positiva e uma utilização sustentada de ferramentas de saúde mental impulsionadas pela IA.

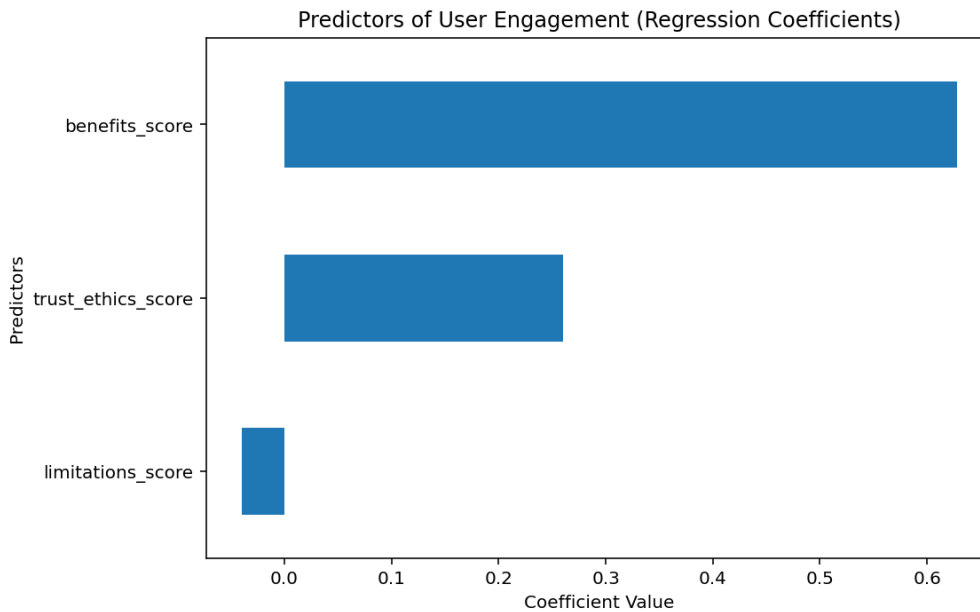


Figura 13 - Coeficientes de regressão (importância das variáveis preditoras)

O gráfico de barras dos coeficientes de regressão destaca a importância relativa de cada variável preditora na explicação do envolvimento dos utilizadores.

Os benefícios percebidos emergem como o preditor mais forte ($\beta \approx 0,63$), indicando que as perceções de valor funcional são o principal motor do envolvimento. A confiança e a transparência ética também apresentam um efeito positivo significativo ($\beta \approx 0,26$), reforçando a importância das considerações éticas na manutenção da interação do utilizador com sistemas baseados em IA.

Em contrapartida, as limitações percebidas apresentam um efeito insignificante e não significativo ($\beta \approx -0,04$), sugerindo que estes fatores não influenciam substancialmente o envolvimento quando comparados com os benefícios percebidos e a confiança. Isto reforça as conclusões da regressão e indica que o envolvimento do utilizador é impulsionado principalmente pela utilidade percebida e pela confiança ética, em vez das deficiências percebidas da tecnologia.

15.8 Conclusões adicionais

Para além da avaliação direta das hipóteses propostas, a análise revelou várias relações estatísticas adicionais que fornecem uma visão mais aprofundada das perceções dos utilizadores e dos padrões de comportamento no que diz respeito às aplicações de saúde mental baseadas em IA.

Uma das conclusões mais significativas identificadas no estudo foi a forte correlação positiva entre os benefícios percebidos e o envolvimento dos utilizadores ($r = 0,848$). Este resultado indica que os participantes que perceberam maiores benefícios práticos e psicológicos das aplicações de saúde mental baseadas em IA eram substancialmente mais propensos a interagir com estes sistemas de forma consistente e a manter níveis mais elevados de envolvimento ao longo do tempo.

Isto representa uma das relações estatísticas mais fortes observadas ao longo do estudo e destaca o papel central da utilidade percebida na definição do comportamento dos utilizadores. Em termos práticos, os utilizadores que acreditam que as aplicações baseadas em IA contribuem positivamente para a consciência emocional, o apoio preventivo, a gestão do stress ou o bem-estar psicológico parecem significativamente mais motivados para continuar a interagir com essas ferramentas.

A força desta relação está em estreita consonância com as teorias estabelecidas sobre a aceitação da tecnologia, em particular o Modelo de Aceitação da Tecnologia (TAM), que identifica a utilidade percebida como um dos principais determinantes da adoção da tecnologia e do comportamento de utilização sustentada. Os presentes resultados sugerem que este princípio teórico continua a ser altamente relevante no contexto dos cuidados de saúde mental apoiados pela IA.

A correlação entre confiança, ética e envolvimento também foi moderadamente positiva ($r \approx 0,546$), indicando que as perceções éticas contribuem significativamente para os padrões de interação dos utilizadores. Embora as preocupações éticas não tenham influenciado o envolvimento de forma uniforme em todas as dimensões, os utilizadores que demonstraram maior confiança e perceções mais fortes de transparência relataram, em geral, níveis mais elevados de interação sustentada com aplicações de saúde mental baseadas em IA.

Outra conclusão digna de nota diz respeito à relação entre as limitações e a confiança e a ética ($r \approx 0,464$). Esta associação positiva moderada sugere que os utilizadores mais conscientes das limitações emocionais ou funcionais dos sistemas de IA podem, simultaneamente, tornar-se mais atentos a considerações éticas, tais como a transparência, a responsabilização e o comportamento responsável do sistema. Isto pode indicar que os utilizadores mais experientes ou reflexivos desenvolvem perspetivas cada vez mais críticas em relação tanto aos pontos fortes como aos pontos fracos das tecnologias de saúde mental apoiadas pela IA.

Curiosamente, a análise revelou também que as limitações percebidas não impediram totalmente o envolvimento. Apesar de reconhecerem deficiências emocionais, como a falta de empatia ou o apoio insuficiente para condições psicológicas complexas, muitos participantes continuaram a relatar uma consistência relativamente elevada de utilização e fortes intenções de utilização futura. Esta conclusão reforça a ideia de que os utilizadores podem perceber as aplicações de saúde mental baseadas em IA como ferramentas complementares, em vez de substitutivas, no âmbito de práticas mais amplas de cuidados de saúde mental.

A análise descritiva revelou ainda várias tendências comportamentais importantes. Uma grande parte dos participantes referiu utilizar aplicações de saúde mental baseadas em IA para fins preventivos, tais como a gestão do stress, o acompanhamento do humor, a prevenção da ansiedade e o apoio emocional. Isto sugere que os utilizadores recorrem a estas tecnologias principalmente como ferramentas proativas de autogestão, e não como substitutos do tratamento clínico de saúde mental.

Os resultados demonstraram também padrões de adoção substanciais a longo prazo. Mais de 40% dos inquiridos referiram utilizar aplicações de saúde mental baseadas em IA há mais de seis meses, enquanto a maioria indicou uma interação semanal regular. Estes padrões sugerem que as tecnologias de saúde mental apoiadas por IA estão a tornar-se cada vez mais integradas nas rotinas diárias dos utilizadores e nas suas práticas de bem-estar pessoal.

Outra observação importante diz respeito à coexistência de perceções positivas e críticas no seio da mesma população de utilizadores. Os participantes reconheceram simultaneamente fortes vantagens relacionadas com a acessibilidade, a conveniência, o

apoio preventivo e a usabilidade, ao mesmo tempo que expressaram preocupações substanciais relativamente à sensibilidade emocional, à privacidade, à transparência e às implicações éticas. Esta coexistência destaca a natureza complexa e multidimensional das atitudes dos utilizadores em relação à IA nos cuidados de saúde mental.

Em conjunto, estas conclusões adicionais sugerem que a adoção e a utilização sustentada de aplicações de saúde mental baseadas em IA não podem ser explicadas por um único fator. Em vez disso, o comportamento dos utilizadores parece emergir da interação entre a utilidade percebida, a acessibilidade, a confiança, as expectativas emocionais, as considerações éticas e as necessidades psicológicas pessoais.

Em termos gerais, as relações estatísticas adicionais identificadas neste estudo reforçam a conclusão mais ampla de que as aplicações de saúde mental baseadas em IA são vistas como ferramentas de apoio valiosas e cada vez mais normalizadas, embora os utilizadores continuem a manter uma consciência crítica relativamente às suas limitações emocionais e éticas.

15.9 Resumo das principais implicações

As conclusões deste estudo apresentam várias implicações importantes para o futuro desenvolvimento, implementação e avaliação de aplicações de saúde mental baseadas em IA. Em geral, os resultados sugerem que os utilizadores encaram estas tecnologias de forma positiva em termos de acessibilidade, apoio preventivo e utilidade prática, mantendo simultaneamente reservas importantes no que diz respeito à sensibilidade emocional e às considerações éticas.

Uma das implicações mais evidentes que emerge do estudo é que as aplicações de saúde mental baseadas em IA são cada vez mais percebidas como componentes legítimos e valiosos dos ecossistemas modernos de cuidados de saúde mental. O forte apoio observado à deteção precoce e à intervenção preventiva indica que os utilizadores reconhecem o potencial prático da IA na promoção da consciência emocional, na monitorização do bem-estar psicológico e no incentivo a comportamentos proativos de autocuidado.

Esta conclusão reforça o papel crescente dos modelos digitais de cuidados de saúde preventivos. Em vez de dependerem exclusivamente de abordagens reativas tradicionais centradas no tratamento após o agravamento dos sintomas, os sistemas baseados em IA parecem capazes de apoiar formas mais contínuas e acessíveis de monitorização psicológica e autogestão. Do ponto de vista dos cuidados de saúde, isto pode contribuir para oportunidades de intervenção mais precoce, maior acessibilidade aos recursos de apoio e, potencialmente, uma redução da pressão sobre os serviços convencionais de saúde mental.

O estudo também destaca a importância crítica da acessibilidade como fator determinante para a aceitação por parte dos utilizadores. Os participantes consideraram, de forma esmagadora, as aplicações de saúde mental baseadas em IA como convenientes, disponíveis e de fácil acesso. Estas características são particularmente relevantes nos contextos contemporâneos de cuidados de saúde, onde barreiras como o custo financeiro, a distância geográfica, os longos tempos de espera e o estigma social continuam a limitar o acesso ao apoio tradicional em saúde mental.

Os resultados sugerem, portanto, que as tecnologias de saúde mental apoiadas pela IA podem desempenhar um importante papel complementar na ampliação do acesso ao apoio psicológico, especialmente para indivíduos que, de outra forma, poderiam hesitar em procurar ajuda profissional. A possibilidade de aceder a apoio de forma anónima e contínua parece representar uma das vantagens mais valorizadas destes sistemas.

Ao mesmo tempo, os resultados demonstram que a acessibilidade, por si só, é insuficiente para garantir a satisfação total do utilizador ou a confiança emocional. Os participantes identificaram consistentemente a sensibilidade emocional e a empatia como limitações importantes das aplicações de saúde mental baseadas em IA. Embora os utilizadores apreciem os benefícios práticos dos sistemas de IA, continuam a perceber uma distinção clara entre a interação automatizada e a compreensão emocional humana.

Esta conclusão tem implicações importantes para o desenvolvimento futuro da IA. Os designers e programadores de aplicações de saúde mental devem dar prioridade não só ao desempenho técnico e à usabilidade, mas também à capacidade de resposta emocional, à personalização, à naturalidade da conversa e à interação sensível ao

contexto. Os resultados sugerem que melhorar as capacidades de inteligência emocional pode ser essencial para reforçar o envolvimento a longo prazo e a confiança do utilizador.

As conclusões éticas do estudo também têm implicações importantes. A confiança e a transparência revelaram-se fatores preditivos influentes do envolvimento dos utilizadores, enquanto preocupações mais abstratas, como o viés algorítmico, demonstraram efeitos diretos mais fracos. Isto sugere que os utilizadores atribuem especial importância às dimensões éticas que afetam diretamente a sua experiência de interação pessoal.

Consequentemente, os programadores e as organizações que implementam tecnologias de saúde mental baseadas em IA devem dar prioridade a uma comunicação clara no que diz respeito ao tratamento de dados, à proteção da privacidade, à funcionalidade do sistema e aos processos de tomada de decisão. Os mecanismos de transparência e as práticas de IA explicáveis podem, portanto, tornar-se componentes essenciais para aumentar a confiança dos utilizadores e a adoção sustentada.

Outra implicação importante diz respeito à distinção entre envolvimento e adesão identificada no estudo. Embora os participantes tenham relatado uma consistência relativamente forte na utilização e a intenção futura de continuar a utilizar aplicações de IA, os níveis gerais de envolvimento permaneceram mais moderados. Isto sugere que os utilizadores podem perceber as aplicações de saúde mental baseadas em IA principalmente como ferramentas de apoio funcionais integradas nas rotinas diárias, em vez de sistemas emocionalmente imersivos.

Esta distinção tem relevância prática tanto para os programadores como para os investigadores. Os futuros sistemas digitais de saúde mental poderão beneficiar de se centrarem não só na maximização da intensidade do envolvimento, mas também na promoção de padrões de interação a longo prazo sustentáveis, equilibrados e de apoio, que se integrem naturalmente na vida quotidiana dos utilizadores.

O estudo destaca ainda o papel complementar, e não substitutivo, da IA nos cuidados de saúde mental. De um modo geral, os participantes não pareciam considerar as aplicações de IA como substitutos completos dos profissionais de saúde mental tradicionais. Em vez disso, os resultados sugerem que os utilizadores encaram estas tecnologias como ferramentas de apoio capazes de complementar os serviços de saúde

mental existentes, proporcionando acessibilidade, monitorização de rotina, acompanhamento emocional e assistência preventiva.

Esta implicação é particularmente importante do ponto de vista das políticas de saúde. As aplicações de saúde mental baseadas em IA podem ser mais eficazes quando integradas em conjunto com apoio psicológico profissional, em vez de serem posicionadas como substitutos autónomos dos cuidados humanos. Os modelos híbridos de cuidados de saúde que combinam a monitorização apoiada pela IA com a experiência terapêutica humana podem, portanto, representar uma abordagem mais sustentável e eticamente equilibrada.

De uma perspetiva teórica, os resultados contribuem para a literatura existente sobre a aceitação da tecnologia e a adoção dos cuidados de saúde digitais. As conclusões reforçam a importância da utilidade percebida, da confiança e da acessibilidade, ao mesmo tempo que demonstram que as dimensões emocionais e éticas desempenham um papel matizado e multidimensional nos contextos de saúde mental. Isto sugere que os modelos tradicionais de aceitação da tecnologia podem necessitar de adaptação quando aplicados a ambientes de cuidados de saúde emocionalmente sensíveis.

Por fim, o estudo destaca a crescente normalização das tecnologias de IA nas práticas quotidianas de gestão da saúde mental. Muitos participantes relataram a utilização regular e prolongada de aplicações baseadas em IA para atividades como a gestão do stress, o acompanhamento do humor, a prevenção da ansiedade e a autorreflexão emocional. Isto indica que as ferramentas de saúde mental apoiadas pela IA estão gradualmente a integrar-se nas rotinas de bem-estar pessoal e nos comportamentos de saúde digital dos utilizadores.

Em termos gerais, os resultados demonstram que as aplicações de saúde mental baseadas em IA possuem um potencial significativo para apoiar cuidados de saúde mental acessíveis e preventivos. No entanto, o seu sucesso futuro dependerá não só do avanço tecnológico, mas também da capacidade de abordar a autenticidade emocional, a transparência ética, a confiança dos utilizadores e uma interação sustentável a longo prazo. A coexistência de benefícios percebidos como significativos e de limitações emocionais persistentes destaca tanto as oportunidades como os desafios associados à integração da IA nos sistemas de cuidados de saúde mental.

16 Conclusão

16.1 Visão geral do estudo

A rápida expansão das tecnologias de IA no setor da saúde tem suscitado um interesse académico e prático crescente quanto ao seu potencial papel no apoio aos serviços de saúde mental. Em particular, as aplicações de saúde mental baseadas em IA têm-se revelado como ferramentas digitais acessíveis, capazes de proporcionar apoio emocional, monitorização do estado de espírito, intervenção preventiva, assistência conversacional e funcionalidades de autogestão. À medida que os desafios de saúde mental continuam a aumentar globalmente, especialmente na sequência das consequências sociais e psicológicas associadas às recentes crises globais, as tecnologias digitais de saúde mental ganharam relevância significativa como mecanismos de apoio complementares (Freeman, 2022).

Neste contexto, o presente estudo teve como objetivo investigar as perceções dos utilizadores relativamente às aplicações de saúde mental baseadas em IA, focando-se especificamente em quatro dimensões-chave: eficácia preventiva percebida, considerações éticas, limitações emocionais e comportamentos de envolvimento dos utilizadores. O estudo procurou compreender não só se os utilizadores percebem estas tecnologias de forma positiva, mas também quais os fatores que mais fortemente influenciam a sua aceitação, utilização sustentada e valor percebido nos contextos de cuidados de saúde mental.

Para atingir estes objetivos, foi adotada uma metodologia de investigação quantitativa baseada em dados de inquérito recolhidos junto de 183 participantes através de um questionário online. O inquérito incluiu perguntas demográficas, variáveis relacionadas com a utilização e vários constructos em escala de Likert concebidos para avaliar as perceções dos participantes relativamente à acessibilidade, sensibilidade emocional, apoio preventivo, preocupações éticas, confiança, transparência, envolvimento e intenções de utilização futura associadas a aplicações de saúde mental baseadas em IA.

Os dados recolhidos foram submetidos a várias etapas de preparação e análise estatística utilizando Python e Power BI. O pré-processamento dos dados incluiu

procedimentos de limpeza, tratamento de valores em falta, transformação de variáveis e a criação de pontuações compostas que representam dimensões conceptuais mais amplas, tais como benefícios percebidos, confiança e ética, envolvimento e limitações percebidas. A análise de fiabilidade foi subsequentemente realizada através de cálculos do Coeficiente Alfa de Cronbach para avaliar a consistência interna dos constructos de medição.

Após a preparação dos dados, foram aplicadas várias técnicas estatísticas quantitativas, incluindo estatística descritiva, testes t de uma amostra e análise de correlação. Estes métodos permitiram a avaliação das hipóteses propostas e a identificação de relações significativas entre as perceções dos utilizadores e as variáveis comportamentais. A integração de painéis do Power BI facilitou ainda mais a exploração visual e a apresentação dos resultados do inquérito através de visualizações de dados interativas e estruturadas.

Os resultados revelaram várias conclusões importantes. Os participantes, em geral, perceberam as aplicações de saúde mental baseadas em IA de forma positiva em termos de acessibilidade, apoio preventivo e utilidade prática. Foi identificado um forte suporte estatístico para a eficácia percebida dos sistemas de IA na deteção emocional precoce e na intervenção preventiva em saúde mental. Dimensões éticas, como a confiança e a transparência, também demonstraram uma influência significativa no envolvimento dos utilizadores, embora preocupações mais amplas, como o viés algorítmico, tenham apresentado efeitos comportamentais mais fracos. Ao mesmo tempo, os participantes identificaram consistentemente a sensibilidade emocional e a empatia como limitações importantes dos sistemas apoiados pela IA, quando comparados com os cuidados de saúde mental tradicionais centrados no ser humano.

Os resultados demonstraram ainda que os utilizadores tendem a perceber as aplicações de saúde mental baseadas em IA como ferramentas complementares, e não substitutivas, no âmbito de ecossistemas mais amplos de cuidados de saúde mental. Embora os participantes tenham reconhecido limitações no que diz respeito à profundidade emocional e a questões éticas, muitos continuaram a referir padrões de utilização consistentes e uma forte intenção de continuar a utilizar estas tecnologias no futuro.

Numa perspetiva mais ampla, este estudo contribui para o crescente conjunto de trabalhos que analisam a interseção entre IA, cuidados de saúde digitais e apoio à saúde mental. A investigação existente tem vindo a enfatizar cada vez mais os potenciais benefícios dos sistemas de saúde mental apoiados pela IA, particularmente no que diz respeito à acessibilidade, escalabilidade e capacidades de intervenção preventiva (Fitzpatrick, Darcy, & Vierhile, 2017). No entanto, o presente estudo destaca adicionalmente a importância da autenticidade emocional, confiança, transparência e sensibilidade ética como determinantes críticos que moldam as perceções dos utilizadores e a aceitação a longo prazo.

Em termos gerais, esta dissertação apresenta uma análise multidimensional da forma como os utilizadores percebem as aplicações de saúde mental baseadas em IA nos ambientes digitais contemporâneos de cuidados de saúde. Ao combinar análise estatística, interpretação comportamental e reflexão ética, o estudo contribui para uma compreensão mais profunda tanto das oportunidades como dos desafios associados à integração da IA nas práticas de cuidados de saúde mental.

16.2 Principais conclusões

Os resultados deste estudo oferecem uma visão abrangente das perceções dos utilizadores relativamente às aplicações de saúde mental baseadas em IA, destacando tanto os seus pontos fortes percebidos como as limitações inerentes aos contextos contemporâneos dos cuidados de saúde digitais.

Uma conclusão central desta investigação é que as aplicações de saúde mental baseadas em IA são geralmente vistas como ferramentas eficazes para o apoio preventivo à saúde mental. Os participantes concordaram plenamente que estes sistemas contribuem para a deteção precoce de problemas emocionais e para a intervenção preventiva, conforme evidenciado por resultados estatisticamente significativos tanto para a deteção precoce como para a ação preventiva ($p < 0,001$). Estas conclusões sugerem que os utilizadores reconhecem o potencial das tecnologias de IA para apoiar a gestão proativa da saúde mental, em consonância com as tendências mais amplas na área da saúde digital preventiva (Torous, et al., 2021).

Outra conclusão importante diz respeito ao elevado nível de acessibilidade percebida associado às aplicações de saúde mental baseadas em IA. Os resultados indicam que os utilizadores consideram, de forma esmagadora, estas ferramentas fáceis de aceder, convenientes e disponíveis a qualquer momento, com mais de 94% dos inquiridos a concordarem ou concordarem totalmente no que diz respeito à acessibilidade. Isto reforça a ideia de que os sistemas baseados em IA desempenham um papel importante na redução das barreiras tradicionais ao apoio à saúde mental, tais como restrições geográficas, limitações financeiras e disponibilidade de serviços (OMS, 2019).

No entanto, o estudo revela também limitações importantes em termos de sensibilidade emocional. Os participantes perceberam consistentemente as aplicações de saúde mental baseadas em IA como carentes de empatia e profundidade emocional, em comparação com os sistemas tradicionais de apoio prestados por seres humanos. Esta conclusão destaca uma limitação fundamental das atuais tecnologias de IA na reprodução das dimensões relacionais e afetivas da interação terapêutica, que continuam a ser centrais para cuidados de saúde mental eficazes.

De uma perspetiva ética, os resultados revelam um padrão matizado nas perceções dos utilizadores. Embora se tenha constatado que a confiança e a transparência são indicadores significativos do envolvimento, outras preocupações éticas, como o viés algorítmico e os riscos éticos gerais, apresentaram relações diretas mais fracas com o comportamento dos utilizadores. Isto sugere que os utilizadores dão prioridade a dimensões éticas imediatas e pessoalmente relevantes, particularmente aquelas diretamente relacionadas com o tratamento de dados e a transparência do sistema, em detrimento de considerações éticas mais abstratas.

Em termos de envolvimento dos utilizadores, os resultados indicam um padrão comportamental misto. Embora os participantes tenham relatado uma forte consistência de utilização e uma elevada intenção futura de continuar a utilizar aplicações de saúde mental baseadas em IA, os níveis gerais de envolvimento foram mais moderados. Isto sugere que os utilizadores tendem a integrar estas ferramentas nas suas rotinas de uma forma funcional e de apoio, em vez de se envolverem com elas de uma forma altamente imersiva ou emocionalmente intensa.

O estudo confirma também que os benefícios percebidos desempenham um papel crucial na definição do envolvimento dos utilizadores. Observou-se uma correlação positiva muito forte entre os benefícios percebidos e o envolvimento ($r = 0,848$), indicando que os utilizadores que percebem maior utilidade e valor psicológico nas aplicações baseadas em IA são significativamente mais propensos a manter uma interação consistente com elas. Esta conclusão está em consonância com o Modelo de Aceitação da Tecnologia (Davis, 1989), que enfatiza a utilidade percebida como um determinante primário da adoção e utilização contínua da tecnologia.

É importante referir que os resultados também sugerem que as aplicações de saúde mental baseadas em IA não são percebidas como substitutos dos serviços tradicionais de saúde mental, mas sim como ferramentas complementares. Os participantes reconheceram simultaneamente as vantagens práticas dos sistemas de IA e a superioridade emocional do apoio terapêutico prestado por seres humanos. Esta dupla percepção indica que as tecnologias de IA estão a ser integradas nos ecossistemas de saúde mental num papel híbrido e de apoio, em vez de uma capacidade de substituição.

Por fim, os resultados destacam uma coexistência consistente entre percepções positivas e críticas por parte dos utilizadores. Embora os participantes valorizem fortemente a acessibilidade, a conveniência e as capacidades preventivas, também manifestam preocupações relativamente à autenticidade emocional e à transparência ética. Esta dualidade reflete a natureza complexa da adoção da IA em domínios sensíveis, como a saúde mental, onde a eficiência tecnológica deve ser equilibrada com princípios de cuidados centrados no ser humano.

Em geral, as principais conclusões deste estudo demonstram que as aplicações de saúde mental baseadas em IA são amplamente aceites e valorizadas pela sua acessibilidade e capacidades preventivas, mas continuam a enfrentar desafios importantes relacionados com a profundidade emocional e a percepção ética. Estes resultados sublinham a importância de desenvolver sistemas futuros que não só melhorem o desempenho técnico, mas também abordem a inteligência emocional e a transparência ética, para garantir a confiança e o envolvimento sustentáveis dos utilizadores.

16.3 Implicações teóricas e práticas

Os resultados deste estudo contribuem tanto para as discussões teóricas sobre a aceitação da tecnologia como para as considerações práticas relativas ao desenvolvimento e à implementação de aplicações de saúde mental baseadas em IA.

De uma perspectiva teórica, os resultados reforçam e ampliam os modelos estabelecidos de adoção de tecnologia, em particular o Modelo de Aceitação da Tecnologia (TAM) proposto por Davis (1989). A forte influência da utilidade percebida no envolvimento, evidenciada pela correlação muito elevada entre os benefícios percebidos e o envolvimento ($r = 0,848$), confirma que a utilidade continua a ser um dos determinantes mais críticos da utilização sustentada da tecnologia. Esta conclusão é consistente com investigações anteriores que sugerem que o valor funcional percebido é um dos principais motores da adoção da saúde digital (Venkatesh, Morris, Davis, & Davis, 2003).

No entanto, o presente estudo também amplia estes quadros teóricos, demonstrando que, no contexto das aplicações de saúde mental, a adoção e o envolvimento não são determinados exclusivamente pela utilidade funcional. Em vez disso, as dimensões emocionais e éticas desempenham um papel significativo e diferenciado. Especificamente, a confiança e a transparência emergiram como preditores significativos do envolvimento, enquanto outros fatores éticos, como o preconceito percebido e as preocupações éticas gerais, demonstraram uma influência comportamental mais fraca. Isto sugere que os modelos tradicionais de aceitação podem necessitar de adaptação quando aplicados a domínios emocionalmente sensíveis e eticamente complexos, como os cuidados de saúde mental.

Além disso, os resultados destacam a importância da perceção emocional como um constructo distinto na adoção da saúde mental digital. A constatação consistente de que os utilizadores percebem os sistemas baseados em IA como altamente acessíveis, mas emocionalmente limitados, indica que a autenticidade emocional continua a ser um fator crítico na definição da experiência do utilizador. Isto está em consonância com a literatura recente que enfatiza a importância da empatia semelhante à humana e da capacidade de resposta emocional nas ferramentas terapêuticas digitais (Miner, 2016).

De um ponto de vista prático, os resultados têm várias implicações importantes para os programadores, prestadores de cuidados de saúde e decisores políticos envolvidos na conceção e implementação de aplicações de saúde mental baseadas em IA.

Em primeiro lugar, a acessibilidade deve continuar a ser uma prioridade central na conceção. Os resultados demonstram claramente que os utilizadores valorizam muito a conveniência, a disponibilidade e as baixas barreiras associadas às ferramentas de saúde mental baseadas em IA. Estas características posicionam tais aplicações como instrumentos eficazes para alargar o acesso ao apoio à saúde mental, particularmente para indivíduos que possam enfrentar barreiras aos cuidados tradicionais, tais como custos, estigma ou limitações geográficas.

Em segundo lugar, os resultados enfatizam a importância dos mecanismos de construção de confiança e da transparência na conceção do sistema. Uma vez que a confiança no tratamento de dados e a transparência se encontravam entre os mais fortes indicadores éticos de envolvimento, os programadores devem dar prioridade a uma comunicação clara relativamente à utilização de dados, à proteção da privacidade e aos processos de tomada de decisão algorítmica. A implementação de abordagens de IA explicável (XAI) pode reforçar ainda mais a confiança dos utilizadores e a adoção a longo prazo.

Em terceiro lugar, os resultados destacam a necessidade crítica de melhorar a capacidade de resposta emocional e a empatia percebida nos sistemas de saúde mental baseados em IA. Embora as tecnologias atuais ofereçam apoio funcional e preventivo, os utilizadores sentem consistentemente uma falta de profundidade emocional. Melhorar a qualidade da conversa, incorporar modelos emocionais mais adaptativos e integrar sistemas híbridos que combinem IA com apoio humano poderia ajudar a mitigar esta limitação.

Em quarto lugar, o estudo sugere que as aplicações de saúde mental baseadas em IA devem ser posicionadas como ferramentas complementares, em vez de substitutos dos serviços tradicionais de saúde mental. Os participantes distinguiram claramente entre as vantagens funcionais dos sistemas de IA e as capacidades emocionais dos terapeutas humanos. Por conseguinte, os modelos de cuidados híbridos que integram ferramentas

digitais com apoio psicológico profissional podem representar a abordagem mais eficaz e eticamente equilibrada.

Por fim, os resultados têm implicações para as políticas de saúde mental e a estratégia de saúde digital. À medida que as ferramentas de saúde mental baseadas em IA se tornam cada vez mais integradas na vida quotidiana, os quadros regulamentares devem garantir que as normas éticas, os requisitos de transparência e as medidas de proteção de dados sejam claramente definidos e aplicados de forma consistente. Isto é particularmente importante, dada a natureza sensível dos dados de saúde mental e os riscos potenciais associados ao uso indevido ou à interpretação errada dos resultados gerados pela IA.

Em resumo, este estudo contribui teoricamente ao alargar os modelos de aceitação existentes para incluir as dimensões emocionais e éticas como fatores-chave na adoção da IA na saúde mental. Na prática, fornece orientações claras para melhorar a conceção do sistema, reforçar a confiança dos utilizadores e garantir que as aplicações de saúde mental baseadas em IA sejam desenvolvidas de forma tecnologicamente eficaz e eticamente responsável.

16.4 Limitações do estudo

Apesar das contribuições desta investigação, é necessário reconhecer várias limitações, uma vez que estas podem influenciar a interpretação, a generalização e a aplicabilidade dos resultados.

Em primeiro lugar, o estudo baseia-se em dados de inquéritos auto-relatados, o que introduz a possibilidade de um viés nas respostas. As respostas dos participantes refletem perceções subjetivas, em vez de resultados comportamentais ou clínicos medidos objetivamente. Consequentemente, os resultados captam a eficácia percebida, o envolvimento e as preocupações éticas, mas não medem diretamente a melhoria psicológica real nem o comportamento de utilização verificado. Esta limitação é comum na investigação sobre saúde mental digital e tem sido destacada em estudos anteriores que enfatizam a discrepância entre os resultados percebidos e os clinicamente validados (Simon, et al., 2026).

Em segundo lugar, a natureza transversal da recolha de dados limita a capacidade de estabelecer inferências causais. Embora tenham sido identificadas associações estatísticas entre variáveis como os benefícios percebidos, a confiança e o envolvimento, o desenho do estudo não permite tirar conclusões sobre a direccionalidade ou a causalidade. Seria necessária uma investigação longitudinal para determinar como as percepções e os comportamentos de utilização evoluem ao longo do tempo e se as mudanças na confiança, na percepção emocional ou na consciência ética influenciam diretamente o envolvimento sustentado.

Em terceiro lugar, a consistência interna de alguns constructos apresenta limitações. Em particular, a dimensão “limitações” apresentou valores de Alfa de Cronbach relativamente baixos em comparação com outros constructos, sugerindo uma potencial heterogeneidade entre os seus itens. Isto indica que o constructo pode não captar totalmente uma única dimensão conceptual unificada, e a investigação futura deverá considerar o aperfeiçoamento ou a expansão das escalas de medição para melhorar a fiabilidade.

Em quarto lugar, as características da amostra também podem limitar a generalização dos resultados. Embora o estudo tenha incluído 183 participantes de vários países, a amostra era composta predominantemente por indivíduos com níveis de ensino superior, sendo que quase 70% possuíam um diploma de licenciatura. Este perfil educativo pode influenciar a literacia digital, a familiaridade com tecnologias de IA e a abertura a ferramentas de saúde digitais, limitando potencialmente a aplicabilidade dos resultados a populações mais amplas ou com menos experiência digital.

Além disso, a amostra inclui uma proporção relativamente elevada de participantes com exposição prévia a serviços de apoio à saúde mental (por exemplo, psicoterapia, aconselhamento ou cuidados psiquiátricos). Isto pode ter influenciado a sua capacidade de avaliar aplicações de saúde mental baseadas em IA de forma mais informada ou comparativa, potencialmente enviesando as percepções para avaliações mais críticas ou matizadas.

Em quinto lugar, o estudo centra-se exclusivamente nas percepções dos utilizadores e não inclui a validação clínica dos resultados. Embora os benefícios percebidos, tais como a deteção precoce, as medidas preventivas ou o apoio emocional, sejam importantes

para compreender a aceitação por parte dos utilizadores, não correspondem necessariamente a melhorias clinicamente validadas nas condições de saúde mental. Investigações futuras deverão integrar medidas de resultados clínicos ou comportamentais para complementar os dados auto-relatados.

Em sexto lugar, a utilização de medidas na escala de Likert, embora adequada para captar percepções, pode também introduzir limitações relacionadas com a interpretação das respostas. Os participantes podem interpretar os pontos da escala de forma diferente, e as diferenças culturais entre os inquiridos podem influenciar a forma como expressam concordância ou discordância, afetando potencialmente a comparabilidade entre grupos demográficos.

Por fim, a rápida evolução das tecnologias de IA representa uma limitação inerente a este tipo de investigação. As aplicações de saúde mental baseadas em IA são continuamente atualizadas e aperfeiçoadas, o que significa que as percepções dos utilizadores registadas num determinado momento podem rapidamente tornar-se desatualizadas à medida que os sistemas evoluem em termos de funcionalidade, capacidade de resposta emocional e salvaguardas éticas.

Em resumo, embora o estudo forneça informações valiosas sobre as percepções dos utilizadores relativamente às aplicações de saúde mental baseadas em IA, estas limitações destacam a necessidade de investigação futura utilizando desenhos longitudinais, amostras mais diversificadas, escalas de medição melhoradas e abordagem do método quantitativo que permite compreender as percepções subjetivas com dados comportamentais objetivos.

16.5 Recomendações para investigação futura

Com base nas conclusões e limitações identificadas neste estudo, podem ser propostas várias orientações para investigação futura, com vista a aprofundar a compreensão das aplicações de saúde mental baseadas em IA e do seu papel nos ecossistemas digitais de cuidados de saúde.

Em primeiro lugar, estudos futuros devem adotar desenhos de investigação longitudinais, a fim de captar as mudanças nas percepções e comportamentos dos utilizadores ao longo do tempo. O presente estudo fornece um instantâneo transversal das atitudes e padrões de utilização; no entanto, o envolvimento com aplicações de saúde mental baseadas em IA provavelmente evoluirá à medida que os utilizadores ganhem mais experiência com estas ferramentas. Abordagens longitudinais permitiriam aos investigadores examinar como a confiança, a utilidade percebida, a percepção emocional e as preocupações éticas se desenvolvem e influenciam a utilização sustentada a longo prazo.

Em segundo lugar, as investigações futuras deverão integrar dados comportamentais e de monitorização da utilização, a par de medidas auto-relatadas. Embora o envolvimento e a satisfação percebidos forneçam informações valiosas, podem não refletir totalmente os padrões reais de interação. A combinação de dados de inquéritos com registos reais de utilização, análises de aplicações ou abordagens de fenotipagem digital permitiria uma compreensão mais precisa e objetiva de como os utilizadores interagem com sistemas de saúde mental baseados em IA em contextos do mundo real (Torous & Vaidyam, 2021).

Em terceiro lugar, recomenda-se que estudos futuros explorem amostras mais diversificadas e representativas. A amostra da presente investigação é relativamente altamente qualificada e distribuída internacionalmente, o que pode limitar a generalização para populações mais amplas. Investigações futuras devem procurar incluir participantes com diferentes níveis de escolaridade, faixas etárias, condições socioeconómicas e níveis de literacia digital, a fim de compreender melhor como os fatores demográficos influenciam a aceitação e o envolvimento com tecnologias de saúde mental baseadas em IA.

Em quarto lugar, é necessário aperfeiçoar e validar ainda mais as escalas de medição, em particular as relacionadas com as dimensões emocionais e éticas. Tal como observado neste estudo, o conceito de “limitações” revelou uma menor consistência interna, sugerindo que a investigação futura deverá desenvolver instrumentos mais robustos e multidimensionais para captar a sensibilidade emocional, a empatia percebida e as preocupações éticas de forma mais precisa e fiável.

Em quinto lugar, investigações futuras devem dar maior ênfase às comparações interculturais. As percepções sobre saúde mental, confiança na tecnologia, privacidade e sensibilidade ética podem variar significativamente entre contextos culturais. Estudos comparativos entre diferentes regiões ou países poderiam fornecer insights valiosos sobre como os fatores culturais moldam a aceitação e a utilização de aplicações de saúde mental baseadas em IA.

Em sexto lugar, recomenda-se vivamente a adoção de desenhos de investigação de métodos mistos que combinem abordagens quantitativas e qualitativas. Embora a análise quantitativa permita a generalização estatística, os métodos qualitativos, como entrevistas ou grupos focais, podem proporcionar uma compreensão mais profunda das razões pelas quais os utilizadores consideram os sistemas de IA emocionalmente limitados, da forma como definem a confiança nas ferramentas digitais de saúde mental e das características específicas de design que influenciam o seu envolvimento.

Em sétimo lugar, estudos futuros devem investigar a eficácia de modelos híbridos de saúde mental que combinem aplicações baseadas em IA com apoio terapêutico humano. Os resultados atuais sugerem que os utilizadores percebem as ferramentas de IA como complementares e não como substitutas; por isso, seria valioso examinar como os sistemas integrados influenciam resultados como a adesão, a satisfação, o bem-estar emocional e a eficácia do tratamento.

Por fim, as investigações futuras deverão continuar a explorar as dimensões éticas com maior profundidade, nomeadamente no que diz respeito à transparência, à governança de dados, ao viés algorítmico e à explicabilidade. À medida que os sistemas de IA se tornam mais complexos e se integram nos ambientes de cuidados de saúde, compreender como o design ético influencia a confiança e a adoção continuará a ser uma área crítica de investigação (Jobin, Ienca, & Vayena, 2019).

Em conclusão, o avanço da investigação neste campo exigirá abordagens metodologicamente mais diversificadas que combinem dados comportamentais, evidência longitudinal, perspetivas interculturais e quadros interdisciplinares. Tais esforços serão essenciais para compreender plenamente o impacto a longo prazo e a integração responsável das tecnologias de saúde mental baseadas em IA nos sistemas de saúde globais.

16.6 Conclusão final

Esta dissertação teve como objetivo examinar as percepções dos utilizadores relativamente às aplicações de saúde mental baseadas em IA, centrando-se nos benefícios percebidos, nas preocupações éticas, nas limitações emocionais e nos padrões de envolvimento. Com base em dados empíricos recolhidos junto de 183 participantes e analisados através de métodos estatísticos quantitativos, o estudo proporciona uma compreensão abrangente da forma como estas tecnologias são atualmente vivenciadas e avaliadas pelos utilizadores.

De um modo geral, os resultados demonstram que as aplicações de saúde mental baseadas em IA são geralmente percebidas de forma positiva, particularmente no que diz respeito à acessibilidade e ao apoio preventivo à saúde mental. Os utilizadores reconhecem consistentemente estas ferramentas como convenientes, facilmente acessíveis e úteis para promover a consciência emocional precoce, a gestão do stress e a autorreflexão. Estes resultados sugerem que os sistemas baseados em IA estão a ser cada vez mais integrados nas práticas quotidianas de saúde mental como ferramentas digitais de apoio complementares.

Ao mesmo tempo, o estudo destaca limitações importantes. Em particular, os utilizadores consideram que as aplicações de saúde mental baseadas em IA carecem de profundidade emocional e empatia quando comparadas com o apoio tradicional prestado por seres humanos. Esta lacuna emocional representa um desafio fundamental para o desenvolvimento futuro da IA na área da saúde mental, uma vez que a compreensão emocional continua a ser essencial para um apoio psicológico eficaz e para as relações terapêuticas.

As considerações éticas também se revelaram um fator relevante, mas matizado, que influencia o envolvimento dos utilizadores. Embora se tenha demonstrado que a confiança e a transparência têm uma relação positiva significativa com o envolvimento, outras dimensões éticas, como o viés algorítmico e as preocupações éticas gerais, desempenharam um papel menos direto na definição do comportamento dos utilizadores. Isto sugere que os utilizadores são influenciados principalmente por fatores éticos imediatos e baseados na experiência, em vez de preocupações abstratas ou sistémicas.

No que diz respeito aos resultados comportamentais, o estudo indica que os utilizadores tendem a adotar aplicações de saúde mental baseadas em IA de forma consistente e sustentada, especialmente quando percebem benefícios pessoais claros. No entanto, os níveis de envolvimento não são uniformemente elevados entre todos os utilizadores, sugerindo que a utilização continuada é influenciada por uma combinação de utilidade percebida, satisfação emocional e confiança no sistema.

Numa perspetiva mais ampla, os resultados confirmam que as aplicações de saúde mental baseadas em IA não são vistas como substitutos dos serviços tradicionais de saúde mental, mas sim como ferramentas complementares que ampliam o acesso e oferecem níveis adicionais de apoio. Os utilizadores parecem distinguir claramente entre as vantagens funcionais dos sistemas de IA e a profundidade emocional e relacional oferecida pelos profissionais humanos.

Em conclusão, este estudo demonstra que as aplicações de saúde mental baseadas em IA têm um potencial significativo para melhorar a acessibilidade e os cuidados preventivos nos sistemas de saúde mental. No entanto, o seu sucesso a longo prazo depende da resolução de desafios fundamentais relacionados com a inteligência emocional, a transparência ética e a confiança dos utilizadores. A coexistência de benefícios percebidos como significativos e de limitações emocionais persistentes destaca a necessidade de uma abordagem de desenvolvimento equilibrada que integre a inovação tecnológica com princípios de design centrados no ser humano.

Os desenvolvimentos futuros neste campo devem, portanto, centrar-se não só na melhoria das capacidades funcionais dos sistemas de IA, mas também no reforço da sua capacidade de resposta emocional e robustez ética. Ao fazê-lo, as aplicações de saúde mental baseadas em IA poderão evoluir para componentes mais eficazes, fiáveis e amplamente aceites dos ecossistemas modernos de cuidados de saúde mental.

Em última análise, esta dissertação contribui para uma compreensão mais profunda de como os utilizadores interagem com e percebem as tecnologias de saúde mental impulsionadas pela IA, oferecendo perspetivas tanto teóricas como práticas que podem apoiar o desenvolvimento e a integração responsáveis destes sistemas no futuro.

17 Referencias bibliográficas

- AAP, A. A. (2013). *Diagnostic and statistical manual of mental disorders (5th ed.)*. Washington: American Psychiatric Publishing.
- Adam, D. (2025). Digital phenotyping using smartphones could help steer mental health treatment. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 122(14), Article e2505700122. doi:<https://doi.org/10.1073/pnas.2505700122>
- Bickmore, T., Trinh, H., Olafsson, S., O'Leary, T. K., Asadi, R., Rickles, N. M., & Cruz, R. (2018). Patient and consumer safety risks when using conversational assistants for medical information: An observational study of Siri, Alexa, and Google Assistant. *Journal of Medical Internet Research*, 20(9), e11510. doi:<https://doi.org/10.2196/11510>
- Chen, R. J., Wang, J. J., Williamson, D. F., Chen, T. Y., Lipkova, J., Lu, M. Y., . . . Mahmood, F. (2023). Algorithm fairness in artificial intelligence for medicine and healthcare. *Nat Biomed Eng*, 8-15. doi:10.1038/s41551-023-01056-8
- Chen, X., & Genc, Y. (2022). A systematic review of artificial intelligence and mental health in the context of social media. *ACM Computing Surveys*, 55. doi:<https://doi.org/10.1145/3522570>
- Coppersmith, G., Dredze, M., Harman, C., Hollingshead, K., & Mitchell, M. (2015). Shared Task: Depression and PTSD on Twitter. *Association for Computational Linguistics*, 3-6. doi:10.3115/v1/W15-1204
- Corrigan, P. W. (2014). Challenging the stigma of mental illness. *Clinical Psychology Review*, 813–823. doi:<https://doi.org/10.1016/j.cpr.2014.10.004>
- Cuijpers, E. K. (2020). The effects of psychotherapies for major depression in adults on remission, recovery and improvement: A meta-analysis. *Journal of Affective Disorders*, 275-293. doi:10.1016/j.jad.2014.02.026
- Davis, F. (1989). Perceived Usefulness, Perceived Ease of Use, and User Acceptance of Information Technology. *MIS Quarterly*. doi:10.2307/249008
- Deloitte. (2021). *Mental health and employers: The case for investment*. Deloitte Insights.

- Feretzakis, G. (2024). Privacy-preserving techniques in generative AI and large models. *Information Processes*, 11-15. doi:<https://doi.org/10.3390/info15110697>
- Feretzakis, G., Papaspyridis, K., Gkoulalas-Divanis, A., & Verykios, V. S. (2024). Privacy-Preserving Techniques in Generative AI and Large Language Models: A Narrative Review. *Information Processes*, 7-12. doi:<https://doi.org/10.3390/info15110697>
- Finale Doshi-Velez, B. K. (2017). Towards a rigorous science of interpretable machine learning. 8-10. doi:<https://doi.org/10.48550/arXiv.1702.08608>
- Firth, J., Torous, J., Nicholas, J., Carney, R., Pratap, A., Rosenbaum, S., & Sarris, J. (2017). The efficacy of smartphone-based mental health interventions for depressive symptoms: A meta-analysis of randomized controlled trials. *World Psychiatry*, 16. doi: <https://doi.org/10.1002/wps.20472>
- Fitzpatrick, K. K., Darcy, A., & Vierhile, M. (2017). 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 Ment Health*, 11-15. doi:10.2196/mental.7785
- Fitzpatrick, K., Darcy, A., & Vierhile, M. (2017). 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*, 4. doi:<https://doi.org/10.2196/mental.7785>
- Fleming, T., Bavin, L., & Stasiak, K. (2019). Beyond the trial: Systematic review of real-world usage of digital mental health tools in anxiety and depression. *JMIR Mental Health*, 6. doi:<https://doi.org/10.2196/11728>
- Folkman, S. (2013). Stress: Appraisal and Coping. In: Gellman, M.D., Turner, J.R. (eds) *Encyclopedia of Behavioral Medicine*. Springer. doi:https://doi.org/10.1007/978-1-4419-1005-9_215
- Fossey, E., CA, D. H., D. C., D, H., L, F., & T:, K. (2024). Contributions of a time use perspective in community mental health practice: a scoping review. 12-15. doi:<https://doi.org/10.3389/fpsy.2024.1461705>

- Freeman, M. (2022). The World Mental Health Report: transforming mental health for all. *World Psychiatry*, 12-16. doi:10.1002/wps.21018
- Gaikwad, P., & Venkatesan, M. (2025). Privacy-first mental health solutions: Federated learning for depression detection in Marathi speech and text. *International Journal of Electrical and Computer Engineering Systems*, 16. doi:https://doi.org/10.32985/ijeces.16.10.2
- Gallegos, C., Kausler, R., Alderden, J., Davis, M., & Wang, L. Y. (2024). Can artificial intelligence chatbots improve mental health? . *Journal of Technology in Behavioral Science*, 550–561. doi:https://doi.org/10.1007/s41347-024-00340-0
- Gerhard Andersson, N. T. (2019). Internet-delivered psychological treatments: From innovation to implementation. *World Psychiatry*, 20–28. doi:https://doi.org/10.1002/wps.20610
- Goodfellow, I., Bengio, Y., & Courville, A. (2016). Deep learning. *MIT Press.*, 55-60. doi:http://www.deeplearningbook.org
- Guidotti, R., Monreale, A., Ruggieri, S., Turini, F., Pedreschi, D., & Giannotti, F. (2018). A Survey Of Methods For Explaining Black Box Models. *Cornell University*. doi:https://arxiv.org/abs/1802.01933
- Habicht, J., Dina, L., McFadyen, J., Stylianou, M., Harper, R., Hauser, T. U., & Rollwage, M. (2025). Generative AI-enabled therapy support tool for enhancing adherence and engagement in cognitive behavioral therapy: Real-world observational study. *Journal of Medical Internet Research*, 6-13. Obtido de https://doi.org/10.2196/60435
- Higgins, O., Short, B. L., Chalup, S. K., & Wilson, R. L. (2023). Artificial intelligence (AI) and machine learning (ML)-based decision support systems in mental health: An integrative review. *International Journal of Environmental Research and Public Health*, 20-25. doi:https://doi.org/10.3390/ijerph20054123
- Hsin, H., Kornblum, C., & Ng, B. (2018). AI-based mental health interventions: Opportunities and challenges. *Frontiers in Psychiatry*, 405. doi:https://doi.org/10.3389/fpsy.2018.00405

- Inkster, B., Sarda, S., & Subramanian, V. (2018). An empathy-driven conversational artificial intelligence agent (WYSA) for digital mental well-being: Mixed-methods study. *JMIR mHealth and uHealth*, 6. doi:<https://doi.org/10.2196/12106>
- Jabir, A. I., Lin, X., Martinengo, L., Sharp, G., Theng, Y.-L., & Car, L. T. (2024). Attrition in Conversational Agent-Delivered Mental Health Interventions: Systematic Review and Meta-Analysis. *Imperial College London*, 4-8. doi:[doi:10.2196/48168](https://doi.org/10.2196/48168)
- Jobin, A., Ienca, M., & Vayena, E. (2019). The global landscape of AI ethics guidelines. *Nature Machine Intelligence*, 15-18. doi:[10.1038/s42256-019-0088-2](https://doi.org/10.1038/s42256-019-0088-2)
- Jorm, A. F. (2012). Mental health literacy. *American Psychologist*, 231–243. doi:<https://doi.org/10.1037/a0025957>
- Jurafsky, D., & Martin, J. H. (2023). *Speech and language processing (3rd ed.)*. Pearson.
- Keyes, C. L. (2002). The mental health continuum. *Journal of Health and Social Behavior*, 207–222. doi:<https://doi.org/10.2307/3090197>
- Kumar, V., Sharma, N., & Gupta, R. (2020). Artificial intelligence in mental health care. *Journal of Healthcare Engineering*, 13-15. doi:<https://doi.org/10.1155/2020/8891071>
- Lho, S. K. (2025). Large Language Models and Text Embeddings for Detecting Depression and Suicide in Patient Narratives. *Journal of Affective Computing*, 45–61. doi:[10.1001/jamanetworkopen.2025.11922](https://doi.org/10.1001/jamanetworkopen.2025.11922)
- Luxton, D. D. (2016). Artificial intelligence in behavioral and mental health care. *Elsevier Academic Press*. doi:<https://doi.org/10.1016/B978-0-12-420248-1.00001-5>
- Maroco, J. (2018). *Análise Estatística com o SPSS Statistics*. Lisboa: ReportNumber.
- Maslach, C., & Leiter, M. P. (2016). Burnout: A multidimensional approach. *Taylor & Francis*, 9-13.

- Mazzei, D. H. (2021). Digital phenotyping and mental health: Conceptual overview and future directions. *Journal of Psychiatric Research*, 123–130. doi:<https://doi.org/10.1016/j.jpsychires.2021.09.015>
- McEwen, B. S. (2004). Allostasis and stress. *Annals of the New York Academy of Sciences*, 1–7. doi:<https://doi.org/10.1196/annals.1314.001>
- McGorry, P. D., Purcell, R., Goldstone, S., & Amminger, G. P. (2011). Adolescence and mental health. *The Lancet Psychiatry*, 1119–1128.
- Miner, A. (2016). Conversational agents in mental health. *JMIR Mental Health*, 3. doi:<https://doi.org/10.2196/mental.5520>
- Mohr, D. C. (2023). Problems with digital mental health research. *Psychiatric Services*, 60–63. Obtido de <https://doi.org/10.1176/appi.ps.202100604>
- Naslund, J. A. (2017). Digital tools for mental health. *World Psychiatry*, 73–74. doi:<https://doi.org/10.1002/wps.20390>
- Obermeyer, Z., Powers, B., Vogeli, C., & Mullainathan, S. (2019). Racial bias in health algorithms. *American Association for the Advancement of Science*, 447-453. doi:<https://doi.org/10.1126/science.aax2342>
- Oliveira, C., Godinho, A., Teixeira, M., Pinto, A., & Moreira, J. (2016). Dinâmicas Competitivas no Ensino Superior Privado em Portugal: mapeando o Plano Estratégico ISLA 2015/2016 - da estratégia à prática. Em J. Ferrera, & R. Rodríguez, *Investigaciones de Economía de la Educación - Volume 11* (Vols. ISBN: 978-84-945958-6-8, pp. 401- 427). Badajoz, Espanha: Asociación Economía de la Educación.
- OMS, O. M. (2019). *Burn-out as an occupational phenomenon*. World Health Organization.
- Patel, V. (2018). The Lancet Commission on global mental health. *The Lancet*, 1553–1598. doi:[https://doi.org/10.1016/S0140-6736\(18\)31612-X](https://doi.org/10.1016/S0140-6736(18)31612-X)

- Pizzoli, S. F. (2023). Issues and opportunities of digital phenotyping: ecological momentary assessment and behavioral sensing in protecting the young from suicide. *Front Psychol*, 8-11. doi:10.3389/fpsyg.2023.1103703
- Rai, S. (2024). Language markers of depression depend on race. *PNAS*, 121. doi:https://doi.org/10.1073/pnas.2319837121
- Russell, S., & Norvig, P. (2021). *Artificial intelligence: A modern approach (4th ed.)*. Harlow: Person.
- Santomauro, D. (2021). The global epidemiology and health burden of the autism spectrum: findings from the Global Burden of Disease Study 2021. *Lancet Psychiatry*, 10-12. doi:10.1016/S2215-0366(24)00363-8
- Santomauro, D., & Herrera, A. (2021). Global prevalence and burden of depressive and anxiety disorders in 204 countries and territories in 2020 due to the COVID-19 pandemic. *Lancet*, 9-10. doi:10.1016/S0140-6736(21)02143-7
- Sarwar, S. M. (2025). *Simulation and Formative Feedback Generation to Enhance Deliberate Practice in Medical Education*. FedMentalCare. doi:https://dl.acm.org/doi/10.1145/3785022.3785092
- Sharma, G. (2025). AI in adolescents' mental health care. . *JMIR Mental Health*, 12. doi:https://doi.org/10.2196/70438
- Simon, L., Steubl, L. S., Terhorst, Y., Cohrdes, C., Pryss, R., & Baumeister, H. (2026). Digital Phenotyping – Lessons Learned, Challenges, and Future Perspectives for Psychodiagnostics. *Hogrefe OpenMind*. doi:https://doi.org/10.1026/0012-1924/a000363
- Sørensen, K. (2012). Health literacy and public health: a systematic review and integration of definitions and models. *BMC Public Health*, 12. doi:10.1186/1471-2458-12-80
- Topol, E. (2019). *Deep Medicine: How Artificial Intelligence Can Make Healthcare Human Again*. New York: Basic Books.

- Torous, J., & Vaidyam, A. (2021). Digital mental health tools in practice. *NPJ Digital Medicine*, 37. doi:10.1017/S2045796020000025
- Torous, J., Bucci, S., Bell, I. H., Kessing, L. V., Faurholt-Jepsen, M., Whelan, P., . . . Firth, J. (2021). The growing field of digital psychiatry: current evidence and the future of apps, social media, chatbots, and virtual reality. *World Psychiatry*, 11-15. doi:10.1002/wps.20883
- Venkatesh, V., Morris, M. G., Davis, G., & Davis, F. (2003). User Acceptance of Information Technology: Toward A Unified View. *MIS Quarterly*. doi:10.2307/30036540
- Vigo, D., Thornicroft, G., & Atun, R. (2016). Estimating the true global burden of mental illness. *Lancet Psychiatry*, 7-9. doi:10.1016/S2215-0366(15)00505-2
- Wainberg, M. (2017). Challenges and Opportunities in Global Mental Health: a Research-to-Practice Perspective. *Curr Psychiatry Rep*, 2-8. doi:10.1007/s11920-017-0780-z
- Zainal, N. H., Wang, V., Garthwaite, B., & Curtiss, J. E. (2025). What factors are related to engagement with digital mental health interventions (DMHIs)? A meta-analysis of 117 trials. 5-8. doi:https://doi.org/10.1080/17437199.2025.2547610

ANEXO A: Critérios seleção das aplicações

Tabela 3 - Critérios seleção das aplicações

Category	Inclusion Criteria	Exclusion Criteria
Technology	The app must use <i>artificial intelligence</i> (machine learning, NLP, predictive modelling, AI-guided personalization, or conversational agents).	Apps that do not use AI (e.g., simple meditation timers, generic journaling apps, static psychoeducational content).
Purpose	The app must include features that support prevention of mental-health conditions (e.g., early detection, mood monitoring, stress management, emotional regulation, or self-guided CBT).	Apps designed exclusively for clinical treatment of diagnosed disorders without preventive or wellness functions.
Availability	Must be publicly accessible (iOS, Android, or Web).	Apps unavailable to the public (e.g., research prototypes, enterprise-only clinical platforms).
Update Recency	Actively maintained or updated within the last 24 months.	Apps abandoned or with no updates in 2+ years.
Language	Available in English or Portuguese.	Exclusively available in languages outside the study scope.
Evidence or Adoption	Demonstrates substantial user adoption, industry relevance, or mention in reputable reviews or research.	Very low adoption, niche prototypes with limited diffusion.

Functionality Scope	Must provide meaningful interaction or guidance related to mental-health maintenance, such as mood tracking, AI-guided interventions, or personalized suggestions.	Apps providing only passive resources (PDF libraries, static videos, or links).
--------------------------------	--	---

Fonte: desenvolvida pelo autor.

ANEXO B: Inquérito aplicado

Title: Artificial Intelligence as a Tool for Mental Health Prevention - An Integrated Assessment of Scientific Evidence, Digital Applications, and User Perceptions

You are invited to participate in a master's thesis study entitled “**Artificial Intelligence as a Tool for Mental Health Prevention.**”

The purpose of this study is to explore and evaluate how artificial intelligence (AI)-based mental-health applications are used for prevention, early detection, and support, as well as to understand users' perceptions regarding their effectiveness, ethical implications, and levels of engagement when compared to traditional mental-health support methods.

Participation in this study is **voluntary** and involves completing an **anonymous online questionnaire**, which takes approximately **10-12 minutes** to complete. The survey is intended for individuals aged 18 or older who have experience using AI-based mental-health applications.

No personally identifiable information will be collected. All responses will be kept confidential and analyzed only in aggregate form for academic purposes. You may choose not to answer any question and may discontinue participation at any time without any consequences.

By proceeding with the survey, you confirm that you have read and understood the information above and that you voluntarily agree to participate in this research.

If you have any questions about the study, you may contact the researcher using the email: miguelmartinsmoreira@outlook.pt.

What is your age?

- 18–24
- 25–34
- 35–44
- 45–54
- 55–64

- 65 or older

What is your gender?

- Female
- Male
- Non-binary / third gender
- Prefer not to say

What is your country of residence?

- (Open question)

What is your highest level of education completed?

- Secondary education
- Bachelor's degree
- Master's degree
- Doctoral degree
- Outro:

Prior to using AI-based mental-health applications, had you used any form of mental-health support?

- Yes
- No

If yes, which type(s) of support have you used? *(Select all that apply)*

- Psychologist / therapist
- Psychiatrist
- Counseling services
- Support groups
- Traditional self-help resources (books, workshops)
- None
- Outro:

Which AI-based mental-health application(s) have you used? *(Select all that apply)*

- Wysa
- Woebot
- MindDoc (Moodpath)
- Elomia
- Therapify
- Headspace
- Calm
- Replika
- MindShift CBT
- Youper
- Outro:

For how long have you used AI-based mental-health applications?

- Less than 1 month
- 1–3 months
- 3–6 months
- More than 6 months

How often do you use AI-based mental-health applications?

- Daily
- Several times per week
- Once a week
- Less than once a week

What is your main reason for using AI-based mental-health applications? *(Select all that apply)*

- Stress management
- Anxiety prevention
- Mood tracking
- Sleep improvement
- Emotional support

- Self-reflection / journaling
- Outro:

The AI-based mental-health app helped me recognize early signs of emotional distress.

- 1 – Strongly disagree
- 2 – Disagree
- 3 – Neither agree nor disagree
- 4 – Agree
- 5 – Strongly agree

The app increased my awareness of my emotional and mental-health patterns.

- 1 – Strongly disagree
- 2 – Disagree
- 3 – Neither agree nor disagree
- 4 – Agree
- 5 – Strongly agree

The app encouraged me to take preventive action before symptoms worsened.

- 1 – Strongly disagree
- 2 – Disagree
- 3 – Neither agree nor disagree
- 4 – Agree
- 5 – Strongly agree

The app provided timely suggestions or interventions that supported my mental well-being.

- 1 – Strongly disagree
- 2 – Disagree
- 3 – Neither agree nor disagree
- 4 – Agree
- 5 – Strongly agree

I trust the AI-based app to handle my personal data responsibly.

- 1 – Strongly disagree
- 2 – Disagree
- 3 – Neither agree nor disagree
- 4 – Agree
- 5 – Strongly agree

Concerns about data privacy affect my willingness to use AI-based mental-health applications.

- 1 – Strongly disagree
- 2 – Disagree
- 3 – Neither agree nor disagree
- 4 – Agree
- 5 – Strongly agree

I am concerned about potential bias or inaccuracies in AI-generated feedback.

- 1 – Strongly disagree
- 2 – Disagree
- 3 – Neither agree nor disagree
- 4 – Agree
- 5 – Strongly agree

The app is transparent about how it uses AI to generate recommendations.

- 1 – Strongly disagree
- 2 – Disagree
- 3 – Neither agree nor disagree
- 4 – Agree
- 5 – Strongly agree

Ethical concerns influence my long-term use of AI-based mental-health tools.

- 1 – Strongly disagree
- 2 – Disagree
- 3 – Neither agree nor disagree

- 4 – Agree
- 5 – Strongly agree

AI-based mental-health applications are more accessible than traditional mental-health services.

- 1 – Strongly disagree
- 2 – Disagree
- 3 – Neither agree nor disagree
- 4 – Agree
- 5 – Strongly agree

AI-based support feels less stigmatizing than traditional mental-health services.

- 1 – Strongly disagree
- 2 – Disagree
- 3 – Neither agree nor disagree
- 4 – Agree
- 5 – Strongly agree

AI-based tools lack emotional understanding compared to human professionals.

- 1 – Strongly disagree
- 2 – Disagree
- 3 – Neither agree nor disagree
- 4 – Agree
- 5 – Strongly agree

AI-based mental-health tools effectively complement traditional mental-health support.

- 1 – Strongly disagree
- 2 – Disagree
- 3 – Neither agree nor disagree
- 4 – Agree
- 5 – Strongly agree

AI-based applications are insufficient for addressing complex mental-health needs.

- 1 – Strongly disagree
- 2 – Disagree
- 3 – Neither agree nor disagree
- 4 – Agree
- 5 – Strongly agree

I feel motivated to use AI-based mental-health applications regularly.

- 1 – Strongly disagree
- 2 – Disagree
- 3 – Neither agree nor disagree
- 4 – Agree
- 5 – Strongly agree

I am more consistent in using AI-based mental-health tools than traditional mental-health services.

- 1 – Strongly disagree
- 2 – Disagree
- 3 – Neither agree nor disagree
- 4 – Agree
- 5 – Strongly agree

Personalized features increase my engagement with AI-based mental-health applications.

- 1 – Strongly disagree
- 2 – Disagree
- 3 – Neither agree nor disagree
- 4 – Agree
- 5 – Strongly agree

I intend to continue using AI-based mental-health applications in the future.

- 1 – Strongly disagree
- 2 – Disagree

- 3 – Neither agree nor disagree
- 4 – Agree
- 5 – Strongly agree

How would you rate your overall engagement with AI-based mental-health applications?

- Very low
- Low
- Moderate
- High
- Very high

ANEXO C: Email enviado às empresas / apps

Assunto: Academic Research Request - Collaboration on AI Mental-Health Study

Greetings,

I hope this message finds you well.

My name is Miguel Moreira, and I am currently completing my Master's thesis in Web Technologies and System Engineering at ISLA Gaia (Portugal). My research focuses on the impact of Artificial Intelligence technologies in the prevention of mental-health conditions, with particular attention to user engagement, perceived preventive effectiveness, and ethical considerations.

As part of the empirical phase of my study, I am conducting an academic survey targeting adults who have used AI-based mental-health applications. Your platform has been identified as one of the leading AI-driven solutions in the preventive mental-health space, and it is therefore highly relevant to the scope of this research.

I am writing to kindly request your collaboration in sharing the survey with your user community. This could be done, for example, via email communication, in-app notification, newsletter inclusion, or any channel you consider appropriate. Participation would be entirely voluntary and anonymous, and no personal or identifiable user data would be collected.

The survey focuses exclusively on users' perceptions and experiences (e.g., early detection support, engagement, ethical trust, and comparison with traditional mental-health services).

Your support would significantly contribute to advancing academic understanding of how AI technologies are perceived and utilized in preventive mental-health contexts. I would be pleased to share a summary of the research findings with your team upon completion.

If you are open to collaborating, I'm happy to provide you the survey link:
https://docs.google.com/forms/d/e/1FAIpQLSfGdWPckPLfPuk2UqVq1Z9P1WoYo7_zjGBrjoWhgPUMHJof3A/viewform

Thank you very much for considering this request. I truly appreciate your time and your contribution to innovation in mental health.

Kind regards,

Miguel Moreira ISLA Gaia | miguelmartinsmoreira@outlook.pt

ANEXO D: Post de divulgação do Inquérito

 Have You Used an AI-Based Mental-Health App? I'd Love Your Input.

As part of my Master's thesis, I am conducting research on the impact of Artificial Intelligence in the prevention of mental-health conditions.

AI-powered tools such as conversational agents, mood-tracking systems, and personalized well-being apps are increasingly being used to support stress management, emotional regulation, and early detection of psychological distress. But an important question remains:

 How do users actually perceive their preventive impact, ethical implications, and engagement value?

If you are 18+ and have used at least one AI-based mental-health application (e.g., Wysa, Woebot, Youper, Headspace, Calm, Replika, MindDoc, etc.), I would greatly appreciate your participation in a short anonymous survey.

Your contribution will help advance academic research on:

- Early detection and prevention
- User engagement and adherence
- Ethical trust and data privacy
- Comparison with traditional mental-health support

Participation is completely anonymous, and no personal data is collected.

 [LINK FOR THE SURVEY](#)

If you're not a user yourself, sharing this post would also be incredibly helpful.

Thank you for supporting research on responsible and effective AI in mental health.

#ArtificialIntelligence #MentalHealth #DigitalHealth #AIinHealthcare #Research
#MentalHealthInnovation

ANEXO E - Trecho de Código 1 – Ficheiro analysis.py

```
# -*- coding: utf-8 -*-

# 1. Import libraries

import pandas as pd

# 2. Load dataset

df = pd.read_csv("clean_dataset.csv")

# 3. Rename problematic columns

df = df.rename(columns={

    "2_stigma": "perceived_stigma"

})

# 4. Drop unnecessary variables

df = df.drop(columns=["timestamp"])

# 5. Handle missing values

# Fill categorical missing values

df["apps_used"] = df["apps_used"].fillna("None")

df["support_types"] = df["support_types"].fillna("No support reported")

# 6. Basic data inspection

print("\n First rows of dataset:")

print(df.head())

print("\n Dataset info:")

print(df.info())

print("\n Missing values per column:")

print(df.isnull().sum())

print("\n Cleaned column names:")

print(df.columns)

# 7. Clean text variables
```

```
# Remove accidental spaces in country names
```

```
df["country"] = df["country"].str.strip()
```

```
# 8. Explore categorical variables
```

```
categorical_cols = [
```

```
    "gender",
```

```
    "country",
```

```
    "education",
```

```
    "prior_support",
```

```
    "apps_used",
```

```
    "support_types",
```

```
    "usage_reasons"
```

```
]
```

```
for col in categorical_cols:
```

```
    print(f"\n {col} value counts:")
```

```
    print(df[col].value_counts())
```

```
# 9. Check Likert-scale variables
```

```
likert_cols = [
```

```
    "early_detection",
```

```
    "self_awareness",
```

```
    "preventive_action",
```

```
    "timely_support",
```

```
    "trust_data",
```

```
    "privacy_concern",
```

```
    "bias_concern",
```

```
    "transparency",
```

```
    "ethical_concern",
```

```
    "accessibility",
```

```
"perceived_stigma",  
  
"lack_empathy",  
  
"complementarity",  
  
"insufficient_complex_cases",  
  
"motivation",  
  
"consistency",  
  
"personalization",  
  
"future_intention",  
  
"engagement"  
  
]  
  
print("\n Likert variable types:")  
  
print(df[likert_cols].dtypes)  
  
# 10. Create composite scores  
  
# Benefits score  
  
df["benefits_score"] = df[  
  
    ["early_detection", "self_awareness", "preventive_action", "timely_support"]  
  
].mean(axis=1)  
  
# Trust & ethics score  
  
df["trust_ethics_score"] = df[  
  
    ["trust_data", "privacy_concern", "bias_concern", "transparency", "ethical_concern"]  
  
].mean(axis=1)  
  
# Engagement score  
  
df["engagement_score"] = df[  
  
    ["accessibility", "motivation", "consistency", "personalization", "engagement"]  
  
].mean(axis=1)  
  
# Limitations score  
  
df["limitations_score"] = df[
```

```
["lack_empathy", "insufficient_complex_cases", "complementarity"]

].mean(axis=1)

# 11. Show new variables

print("\n Composite scores (first rows):")

print(df[[

    "benefits_score",

    "trust_ethics_score",

    "engagement_score",

    "limitations_score"

]].head())

# 12. Quick descriptive checks

print("\n Age distribution:")

print(df["age"].value_counts())

print("\n Gender distribution:")

print(df["gender"].value_counts())

# 13. Correlation analysis (basic)

print("\n Correlation between composite scores:")

print(df[[

    "benefits_score",

    "trust_ethics_score",

    "engagement_score",

    "limitations_score"

]].corr())

# 14. Save cleaned dataset

df.to_csv("clean_dataset_ready_for_analysis.csv", index=False)

print("\n Clean dataset saved successfully!")
```

ANEXO F – Trecho de código 2 – Ficheiro eda_analysis.py

```
# 1. Import libraries

import pandas as pd

import matplotlib.pyplot as plt

# 2. Load cleaned dataset

df = pd.read_csv("clean_dataset_ready_for_analysis.csv")

# 3. General plot style (thesis clean look)

plt.style.use("default")

# 4. AGE distribution

plt.figure()

df["age"].value_counts().sort_index().plot(kind="bar")

plt.title("Age Distribution of Participants")

plt.xlabel("Age Group")

plt.ylabel("Number of Participants")

plt.tight_layout()

plt.show()

# 5. GENDER distribution

plt.figure()

df["gender"].value_counts().plot(kind="bar")

plt.title("Gender Distribution")

plt.xlabel("Gender")

plt.ylabel("Count")

plt.tight_layout()

plt.show()

# 6. COUNTRY distribution
```

```
plt.figure()

df["country"].value_counts().plot(kind="bar")

plt.title("Country Distribution")

plt.xlabel("Country")

plt.ylabel("Count")

plt.xticks(rotation=45)

plt.tight_layout()

plt.show()

# 7. Education distribution

plt.figure()

df["education"].value_counts().plot(kind="bar")

plt.title("Education Level Distribution")

plt.xlabel("Education Level")

plt.ylabel("Count")

plt.tight_layout()

plt.show()

# 8. Likert-scale distributions (key variable example)

plt.figure()

df["engagement"].value_counts().sort_index().plot(kind="bar")

plt.title("Engagement (Likert Scale Distribution)")

plt.xlabel("Response (1–5)")

plt.ylabel("Count")

plt.tight_layout()

plt.show()

# 9. Composite scores comparison

scores = [
```

```
"benefits_score",  
  
"trust_ethics_score",  
  
"engagement_score",  
  
"limitations_score"  
]  
  
plt.figure()  
  
df[scores].mean().plot(kind="bar")  
  
plt.title("Average Composite Scores")  
  
plt.ylabel("Mean Score")  
  
plt.xticks(rotation=30)  
  
plt.tight_layout()  
  
plt.show()  
  
# 10. Correlation heatmap (matplotlib only version)  
  
corr = df[scores].corr()  
  
plt.figure()  
  
plt.imshow(corr, cmap="coolwarm", interpolation="none")  
  
plt.colorbar()  
  
plt.xticks(range(len(scores)), scores, rotation=45)  
  
plt.yticks(range(len(scores)), scores)  
  
plt.title("Correlation Matrix of Composite Scores")  
  
plt.tight_layout()  
  
plt.show()
```

ANEXO G – Trecho de código 3 – Ficheiro hypothesis_testing.py

```
# 1. Import libraries

import pandas as pd

from scipy import stats

# 2. Load prepared dataset

df = pd.read_csv("clean_dataset_ready_for_analysis.csv")

# 3. Define variable groups

# Benefits (H1)

benefits = [

    "early_detection",

    "self_awareness",

    "preventive_action",

    "timely_support"

]

# Ethics (H2)

ethics_vars = [

    "trust_data",

    "privacy_concern",

    "bias_concern",

    "transparency",

    "ethical_concern"

]

# Engagement (H4)

engagement_vars = [
```

```
"accessibility",

"motivation",

"consistency",

"personalization",

"engagement"

]

# Limitations (H3)

limitations = [

    "lack_empathy",

    "insufficient_complex_cases",

    "complementarity"

]

# 4. Create composite scores

df["benefits_score"] = df[benefits].mean(axis=1)

df["trust_ethics_score"] = df[ethics_vars].mean(axis=1)

df["engagement_score"] = df[engagement_vars].mean(axis=1)

df["limitations_score"] = df[limitations].mean(axis=1)

# 5. Cronbach's Alpha

def cronbach_alpha(df_subset):

    df_subset = df_subset.dropna()

    k = df_subset.shape[1]

    variance_sum = df_subset.var(axis=0, ddof=1).sum()

    total_variance = df_subset.sum(axis=1).var(ddof=1)

    return (k / (k - 1)) * (1 - (variance_sum / total_variance))

print("\n===== CRONBACH ALPHA =====")

print("Benefits:", round(cronbach_alpha(df[benefits]), 3))
```

```
print("Trust & Ethics:", round(cronbach_alpha(df[ethics_vars]), 3))

print("Engagement:", round(cronbach_alpha(df[engagement_vars]), 3))

print("Limitations:", round(cronbach_alpha(df[limitations]), 3))

# H1 TEST

# AI apps improve early detection & prevention

print("\n===== H1 =====")

h1_vars = ["early_detection", "preventive_action"]

for var in h1_vars:

    t_stat, p_value = stats.ttest_1samp(df[var], popmean=3)

    print(f"{var}: t={t_stat:.3f}, p={p_value:.5f}")

# H2 TEST (IMPROVED)

# Ethics influence engagement (item-level)

print("\n===== H2 =====")

for var in ethics_vars:

    corr = df[var].corr(df["engagement_score"])

    print(f"{var} vs engagement: {corr:.3f}")

# H3 TEST

# Accessible BUT less emotionally sensitive

print("\n===== H3 =====")

t_access, p_access = stats.ttest_1samp(df["accessibility"], 3)

print(f"Accessibility: t={t_access:.3f}, p={p_access:.5f}")

t_empathy, p_empathy = stats.ttest_1samp(df["lack_empathy"], 3)

print(f"Lack of empathy: t={t_empathy:.3f}, p={p_empathy:.5f}")

# H4 TEST

# AI apps increase engagement & adherence

print("\n===== H4 =====")
```

```
h4_vars = ["engagement", "consistency", "future_intention"]

for var in h4_vars:

    t_stat, p_value = stats.ttest_1samp(df[var], popmean=3)

    print(f'{var}: t={t_stat:.3f}, p={p_value:.5f}')

# EXTRA: Correlation matrix

print("\n===== EXTRA =====")

scores = [

    "benefits_score",

    "trust_ethics_score",

    "engagement_score",

    "limitations_score"

]

print("\nCorrelation matrix:")

print(df[scores].corr())
```

ANEXO I – Trecho de Código 4 – ficheiro regression.py

```
import pandas as pd

import statsmodels.api as sm

# LOAD DATA

df = pd.read_csv("clean_dataset_ready_for_analysis.csv")

# COMPOSITE SCORES

df["benefits_score"] = df[[

    "early_detection",

    "self_awareness",

    "preventive_action",

    "timely_support"

]].mean(axis=1)

df["trust_ethics_score"] = df[[

    "trust_data",

    "transparency",

    "ethical_concern"

]].mean(axis=1)

df["limitations_score"] = df[[

    "lack_empathy",

    "insufficient_complex_cases",

    "complementarity"

]].mean(axis=1)

df["engagement_score"] = df[[

    "accessibility",

    "motivation",
```

```
"consistency",

"personalization",

"engagement",

"future_intention"

]).mean(axis=1)

# REGRESSION MODEL

X = df[

    "benefits_score",

    "trust_ethics_score",

    "limitations_score"

]

y = df["engagement_score"]

X = sm.add_constant(X)

model = sm.OLS(y, X).fit()

# RESULTS

print(model.summary())

print("\nCOEFFICIENTS:")

print(model.params)

print("\nP-VALUES:")

print(model.pvalues)

print("\nR-SQUARED:")

print(model.rsquared)

print("ADJUSTED R-SQUARED:")

print(model.rsquared_adj)

#FIGURA 1 — Importância dos preditores (coeficientes)

import matplotlib.pyplot as plt
```

```
# Coefficients (from your model)

coeffs = model.params.drop("const")

plt.figure(figsize=(8,5))

coeffs.sort_values().plot(kind="barh")

plt.title("Predictors of User Engagement (Regression Coefficients)")

plt.xlabel("Coefficient Value")

plt.ylabel("Predictors")

plt.tight_layout()

plt.show()
```

#FIGURA 2 — Predicted vs Actual Engagement

```
import numpy as np

predicted = model.predict(X)

plt.figure(figsize=(6,6))

plt.scatter(y, predicted)

plt.xlabel("Actual Engagement")

plt.ylabel("Predicted Engagement")

plt.title("Actual vs Predicted Engagement")

# linha perfeita (y=x)

plt.plot([y.min(), y.max()], [y.min(), y.max()], color="red")

plt.tight_layout()

plt.show()
```

#FIGURA 3 — Distribuição do Engagement Score

```
plt.figure(figsize=(7,5))

plt.hist(df["engagement_score"], bins=10)

plt.title("Distribution of User Engagement Score")

plt.xlabel("Engagement Score")
```

```
plt.ylabel("Frequency")

plt.tight_layout()

plt.show()

#FIGURA 4 — Correlações principais (heatmap opcional forte)

import seaborn as sns

variables = [

    "benefits_score",

    "trust_ethics_score",

    "limitations_score",

    "engagement_score"

]

corr = df[variables].corr()

plt.figure(figsize=(6,5))

sns.heatmap(corr, annot=True, cmap="coolwarm")

plt.title("Correlation Matrix of Key Variables")

plt.tight_layout()

plt.show()
```