



**UEPB**

**UNIVERSIDADE ESTADUAL DA PARAÍBA  
CAMPUS VII — GOVERNADOR ANTÔNIO MARIZ  
CENTRO DE CIÊNCIAS EXATAS E SOCIAIS APLICADAS  
CURSO DE BACHARELADO EM CIÊNCIA DA COMPUTAÇÃO**

**ANDRÉ ALVES CORREIA**

**A INFLUÊNCIA DOS SISTEMAS DE RECOMENDAÇÃO E  
DA PERSONALIDADE NO USO EXCESSIVO DE  
APLICATIVOS DE VÍDEOS CURTOS: UM ESTUDO COM  
ESTUDANTES DE CIÊNCIA DA COMPUTAÇÃO DA UEPB**

**PATOS – PB  
2024**

ANDRÉ ALVES CORREIA

**A INFLUÊNCIA DOS SISTEMAS DE RECOMENDAÇÃO E  
DA PERSONALIDADE NO USO EXCESSIVO DE  
APLICATIVOS DE VÍDEOS CURTOS: UM ESTUDO COM  
ESTUDANTES DE CIÊNCIA DA COMPUTAÇÃO DA UEPB**

Trabalho de Conclusão do Curso apresentado à coordenação do curso de Graduação em Ciência da Computação do Centro de Ciências Exatas e Sociais Aplicadas da Universidade Estadual da Paraíba, como requisito parcial à obtenção do título de Bacharel em Ciência da Computação.

**Área de concentração:** Inteligência Artificial

**Orientador:** Prof. Dr. Janderson Jason Barbosa Aguiar

PATOS – PB  
2024

É expressamente proibida a comercialização deste documento, tanto em versão impressa como eletrônica. Sua reprodução total ou parcial é permitida exclusivamente para fins acadêmicos e científicos, desde que, na reprodução, figure a identificação do autor, título, instituição e ano do trabalho.

C824i Correia, André Alves.

A influência dos sistemas de recomendação e da personalidade no uso excessivo de aplicativos de vídeos curtos [manuscrito] : um estudo com estudantes de ciência da computação da UEPB / André Alves Correia. - 2024.  
64 f. : il. color.

Digitado.

Trabalho de Conclusão de Curso (Graduação em Ciência da computação) - Universidade Estadual da Paraíba, Centro de Ciências Exatas e Sociais Aplicadas, 2024.

"Orientação : Prof. Dr. Janderson Jason Barbosa Aguiar, Coordenação do Curso de Computação - CCEA".

1. Sistemas de recomendação. 2. Aplicativos de vídeos curtos. 3. Uso excessivo - Aplicativos. 4. Traços de personalidade. I. Título

21. ed. CDD 004.678

ANDRE ALVES CORREIA

A INFLUÊNCIA DOS SISTEMAS DE RECOMENDAÇÃO E DA PERSONALIDADE  
NO USO EXCESSIVO DE APLICATIVOS DE VÍDEOS CURTOS: UM ESTUDO  
COM ESTUDANTES DE CIÊNCIA DA COMPUTAÇÃO DA UEPB

Trabalho de Conclusão de Curso  
apresentado à Coordenação do Curso  
de Ciência da Computação da  
Universidade Estadual da Paraíba,  
como requisito parcial à obtenção do  
título de Bacharel em Ciência da  
Computação

Aprovada em: 19/11/2024.

Documento assinado eletronicamente por:

- **Suélien Rodrigues Ramos da Silva** (\*\*.528.604-\*\*), em **29/11/2024 20:49:24** com chave **90144ac4aeac11efa2c606adb0a3afce**.
- **Jannayna Domingues Barros Filgueira** (\*\*.837.144-\*\*), em **29/11/2024 21:41:32** com chave **d82e93bcaeb311ef911106adb0a3afce**.
- **Janderson Jason Barbosa Aguiar** (\*\*.765.854-\*\*), em **29/11/2024 20:38:49** com chave **158b1c0caeab11ef955e2618257239a1**.

Documento emitido pelo SUAP. Para comprovar sua autenticidade, faça a leitura do QrCode ao lado ou acesse [https://suap.uepb.edu.br/comum/autenticar\\_documento/](https://suap.uepb.edu.br/comum/autenticar_documento/) e informe os dados a seguir.

**Tipo de Documento:** Termo de Aprovação de Projeto Final

**Data da Emissão:** 30/11/2024

**Código de Autenticação:** 6a7dad



*Foi pensando nas pessoas que executei este projeto, por isso dedico este trabalho a todos aqueles a quem esta pesquisa possa ajudar de alguma forma.*

## AGRADECIMENTOS

À minha família, por todo o apoio que recebi. Agradeço aos meus pais Paulo Correia e Gracinete Alves, pelo suporte durante toda a jornada. Sou grato à minha irmã Andreane e à minha mãe, que participaram do pré-teste do questionário e me ajudaram a aumentar o nível de qualidade da pesquisa. Também agradeço aos meus amigos e colegas Eduardo Ferreira, Artur Dantas e Arthur Medeiros, que também aceitaram participar do pré-teste, com sugestões úteis de como o trabalho poderia ser melhorado.

Este estudo só foi possível por meio de um esforço coletivo, por isso sou imensamente grato a cada um dos 76 participantes que, de forma totalmente voluntária, dedicaram 5 minutos do seu dia para contribuir com a realização desta pesquisa. Saber disso foi um grande motivador para a finalização do trabalho.

A todos os colegas de turma que compartilho momentos de diversão desde 2020. Também sou grato àqueles que ajudaram na divulgação da pesquisa, como o meu colega Vitório Gomes, que compartilhou a pesquisa com sua turma, e o coordenador de curso Jucelio Santos, que divulgou o questionário no grupo de estudantes de ciência da computação.

À professora Jannayna Domingues, que, ao ministrar a disciplina ‘Ciência de Dados’, me permitiu adquirir novos conhecimentos de análise estatística que foram utilizados na pesquisa, e à professora Suéllen Rodrigues, que ministrou as disciplinas ‘Pesquisa Aplicada à Computação’ e ‘Leitura e Produção de Texto II’, com dicas úteis de pesquisa e escrita, como também pontos de atenção sobre aspectos metodológicos do trabalho. Agradeço às duas por aceitarem participar da banca examinadora.

Ao meu orientador Dr. Janderson Jason Barbosa Aguiar, expresso grande gratidão por aceitar guiar o meu trabalho. Seu suporte ao sanar as minhas mais variadas dúvidas, que me ocorriam a cada semana, bem como ensinar-me vários conceitos que foram utilizados durante toda a pesquisa, foram uma chave fundamental para a conclusão deste trabalho. Agradeço também por divulgar a pesquisa com seus alunos e reforçar a divulgação com outros estudantes. Essa ação nos permitiu obter uma quantidade de respostas que eu não imaginara ser possível, permitindo viabilizar diversas análises estatísticas.

Também agradeço à Universidade Estadual da Paraíba, que se tornou meu segundo lar ao longo desses anos de intenso crescimento pessoal e profissional. E por fim, a Deus, por me dar forças para continuar seguindo em frente.

*“Por isso não tema, pois estou com você; não tenha medo, pois sou o seu Deus. Eu o fortalecerei e o ajudarei; eu o segurarei com a minha mão direita vitoriosa.”*  
*(Bíblia Sagrada, Isaías 41, 10)*

## RESUMO

Com a crescente popularidade dos aplicativos de vídeos curtos, que oferecem entretenimento que atende os gostos dos usuários por meio de sistemas de recomendação, pesquisas têm investigado os impactos negativos do uso excessivo dessas plataformas. Embora muitos estudos abordem os mecanismos psicológicos que precedem o uso problemático, ainda é escassa a exploração do papel dos sistemas de recomendação nesse fenômeno. Nesse contexto, a presente pesquisa parte do seguinte questionamento: “qual a relação entre traços de personalidade, sistemas de recomendação e o uso excessivo de aplicativos vídeos curtos?”. Para respondê-lo, foi conduzido um levantamento com 76 estudantes de computação da UEPB, Campus VII, usuários de *TikTok*, *YouTube Shorts* e *Instagram Reels*. Foi aplicado um questionário auto-respondido para medir os cinco grandes traços de personalidade, a exposição a recomendações e o uso excessivo dessas plataformas. Os resultados indicaram que o uso excessivo se correlaciona significativamente com os traços neuroticismo e conscienciosidade, bem como com a utilização de recomendações. Este estudo contribui para a literatura sobre vício em aplicativos de vídeos curtos ao identificar relações relevantes com sistemas de recomendação e ao fornecer uma metodologia aplicável a investigações futuras.

**Palavras-chave:** sistemas de recomendação; aplicativos de vídeos curtos; uso excessivo; traços de personalidade.

## ABSTRACT

With the rising popularity of short-form video apps that provide personalized entertainment through recommender systems, recent research has examined the negative impacts of excessive use of these platforms. Although many studies address the psychological mechanisms underlying problematic use, there is still a need to explore the role of recommender systems in this phenomenon. This study investigates the central question: “What is the relationship between personality traits, recommender systems, and excessive use of short-form video apps?”. To answer this question, we surveyed 76 computer science students from UEPB, Campus VII, who are users of *TikTok*, *YouTube Shorts*, and *Instagram Reels*. We administered a self-reported questionnaire to measure the Big Five personality traits, exposure to recommendations, and excessive use of these platforms. Results indicated that excessive use correlates with the personality traits of neuroticism and conscientiousness, as well as with the use of recommendations. This study contributes to the literature on addiction to short-form video apps by identifying relevant relationships with recommender systems and providing a methodology applicable to future research.

**Keywords:** recommender systems; short-form video apps; excessive use; personality traits.

## LISTA DE ILUSTRAÇÕES

Figura 1 – Porcentagem de usuários de internet brasileiros de 16 a 64 anos que usam cada plataforma, no mês de Janeiro de 2024 . . . . .	16
Figura 2 – Gráficos de pizza da demografia dos participantes . . . . .	35
Figura 3 – Perfil dos participantes, com os valores médios da amostra . . . . .	36
Figura 4 – Percepção dos participantes sobre seus hábitos de uso de recomendações	37
Figura 5 – Percepção dos participantes sobre seus hábitos de uso referente ao uso excessivo . . . . .	37
Figura 6 – Intervalos de confiança das médias referentes ao uso de recomendações por aplicativo . . . . .	40
Figura 7 – Intervalos de confiança das médias referentes ao uso excessivo por aplicativo . . . . .	42
Figura 8 – Intervalos de confiança das médias referentes ao uso excessivo por gênero	43
Figura 9 – Nuvem de palavras gerada a partir das sugestões dos participantes contra o uso excessivo . . . . .	44

## LISTA DE TABELAS

Tabela 1 – Principais correlações obtidas entre as variáveis . . . . .	38
Tabela 2 – Demografia dos participantes . . . . .	54
Tabela 3 – Médias e desvios-padrão das variáveis . . . . .	54
Tabela 4 – Médias e desvios-padrão de uso de recomendações por demografia . . .	55
Tabela 5 – Médias e desvios-padrão de uso excessivo por demografia . . . . .	55
Tabela 6 – P-valores obtidos na execução dos testes <i>Shapiro-Wilk</i> e <i>Anderson-Darling</i>	57
Tabela 7 – Valores de correlação de <i>Pearson</i> . . . . .	57
Tabela 8 – Valores de correlação de <i>Spearman</i> . . . . .	57
Tabela 9 – P-valores dos Testes <i>T</i> e <i>Mann-Whitney U</i> para Uso de Recomendações de diferentes demografias . . . . .	58
Tabela 10 – P-valores dos Testes <i>T</i> e <i>Mann-Whitney U</i> para Uso Excessivo de diferentes demografias . . . . .	58

## LISTA DE QUADROS

Quadro 1 – Modelo da personalidade dos cinco fatores de Costa e McCrae . . . .	22
Quadro 2 – Itens originais do TIPI, tradução para português e dimensões correspondentes. . . . .	30
Quadro 3 – Instrumento: Uso de Recomendações de Aplicativo de Vídeos Curtos .	31
Quadro 4 – Instrumento: Uso Excessivo de Aplicativo de Vídeos Curtos . . . . .	31
Quadro 5 – Frequência das sugestões dos participantes contra o uso excessivo . . .	44

## LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

APP	Aplicativo
BAI	<i>Beck Anxiety Inventory</i> (Inventário de Ansiedade de Beck)
BDI	<i>Beck Depression Inventory</i> (Inventário de Depressão de Beck)
BFI-10	<i>Big Five Inventory-10</i>
DL	<i>Deep Learning</i> (Aprendizado Profundo)
DNN	<i>Deep Neural Networks</i> (Redes Neurais Profundas)
DSM-5	Manual Diagnóstico e Estatístico de Transtornos Mentais
fMRI	<i>Functional Magnetic Resonance Imaging</i> (Imagem por Ressonância Magnética Funcional)
FOMO	<i>Fear Of Missing Out</i> (Medo de Ficar de Fora)
IAT	<i>Internet Addiction Test</i> (Teste Dependência da Internet)
IA	Inteligência Artificial
ML	<i>Machine Learning</i> (Aprendizado de Máquina)
NEO-IPIP	<i>NEO International Personality Item Pool</i>
NEO-PI-R	<i>Revised NEO Personality Inventory</i>
OCEAN	Acrônimo para <i>Openness–Conscientiousness–Extraversion–Agreeableness–Neuroticism</i> (Abertura–Conscienciosidade–Extroversão–Amabilidade–Neuroticismo)
OMS	Organização Mundial de Saúde
SR	Sistema(s) de Recomendação
TCLE	Termo de Consentimento Livre e Esclarecido
TIPI	<i>Ten-Item Personality Inventory</i> (Inventário de Personalidade de Dez Itens)
TTUD	<i>TikTok Use Disorder</i> (Transtorno de Uso do <i>TikTok</i> )
TTUD-Q	<i>TikTok Use Disorder-Questionnaire</i> (Questionário de Transtorno de Uso do <i>TikTok</i> )

UE	Uso Excessivo [de aplicativo de vídeos curtos]
UEPB	Universidade Estadual da Paraíba
UR	Uso de Recomendações [de aplicativo de vídeos curtos]

## SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO . . . . .	15
1.1	Contextualização e problemática . . . . .	15
1.2	Objetivos . . . . .	16
1.2.1	<i>Objetivo geral</i> . . . . .	16
1.2.2	<i>Objetivos específicos</i> . . . . .	17
1.3	Justificativa . . . . .	17
1.4	Estrutura do trabalho . . . . .	17
2	FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA . . . . .	19
2.1	Sistemas de Recomendação . . . . .	19
2.1.1	<i>Principais tipos</i> . . . . .	20
2.1.2	<i>Aplicação de SR no TikTok</i> . . . . .	20
2.1.3	<i>Meio de mensurar o uso de recomendações</i> . . . . .	21
2.2	Personalidade . . . . .	22
2.2.1	<i>Modelo Big Five</i> . . . . .	22
2.2.2	<i>Aplicação do Big Five em SR</i> . . . . .	23
2.2.3	<i>Meios de identificação de personalidade</i> . . . . .	23
2.3	Uso excessivo de plataformas de vídeos curtos . . . . .	24
2.3.1	<i>Consequências negativas e fatores de risco</i> . . . . .	24
2.3.2	<i>A influência da personalidade</i> . . . . .	25
2.3.3	<i>A influência de SR: o caso TikTok</i> . . . . .	26
2.3.4	<i>Meio de mensurar o uso excessivo</i> . . . . .	27
3	ASPECTOS METODOLÓGICOS . . . . .	28
3.1	Aspectos gerais . . . . .	28
3.2	Hipóteses . . . . .	29
3.3	Instrumentos . . . . .	29
3.4	Garantia de qualidade . . . . .	31
3.5	Tamanho e população da amostra . . . . .	32
3.6	Aspectos éticos . . . . .	32
3.7	Procedimentos . . . . .	32
3.8	Análise dos dados . . . . .	33
4	RESULTADOS E DISCUSSÃO . . . . .	35
4.1	Características da amostra . . . . .	35
4.2	Verificação da relação entre uso excessivo e traços de personalidade . . . . .	38
4.3	Verificação da relação entre uso excessivo e uso de recomendações . . . . .	39
4.4	Verificação da relação entre uso de recomendações e aplicativo . . . . .	40

4.5	Verificação da relação entre uso excessivo e aplicativo . . . . .	41
4.6	Verificação da relação entre uso excessivo e gênero . . . . .	42
4.7	Análise de frequência das sugestões obtidas para mitigar o uso excessivo . . . . .	43
5	CONSIDERAÇÕES FINAIS . . . . .	45
5.1	Objetivos alcançados . . . . .	45
5.2	Principais descobertas . . . . .	46
5.3	Desafios e limitações . . . . .	46
5.4	Sugestões para trabalhos futuros . . . . .	47
	REFERÊNCIAS . . . . .	49
	APÊNDICE A – TABELAS ADICIONAIS . . . . .	54
	APÊNDICE B – ANÁLISE ESTATÍSTICA . . . . .	56
B.1	Análise da normalidade dos dados . . . . .	56
B.2	Correlações e níveis de significância . . . . .	56
B.3	Testes <i>T</i> e <i>Mann-Whitney U</i> . . . . .	58
	APÊNDICE C – TCLE E INSTRUMENTOS ADICIONAIS	60
	APÊNDICE D – EXEMPLO DE E-MAIL COM TESTE DE PERSONALIDADE . . . . .	63
	APÊNDICE E – CARTAZ DE DIVULGAÇÃO DA PESQUISA	64

## 1 INTRODUÇÃO

Neste capítulo introdutório, serão abordados aspectos relacionados à contextualização do tema, problemática a ser investigada, objetivos que se pretende alcançar, e a justificativa do trabalho realizado.

### 1.1 Contextualização e problemática

Em meio a vastidão de informações disponíveis na web, as pessoas se viram sobrecarregadas com uma grande diversidade de opções (Reategui; Cazella, 2005). Como resposta a essa demanda, surgiram os Sistemas de Recomendação (SR), com o fito de auxiliar os usuários no processo de busca e acesso de conteúdo relevante por meio da coleta de informações sobre as suas preferências (Ricci; Rokach; Shapira, 2011). Uma aplicação atualmente popular desses sistemas reside nas plataformas de vídeos curtos.

Um aplicativo (APP) de vídeos curtos permite aos usuários criar ou assistir conteúdo em vídeo, incluindo músicas, clipes de filmes, culinária, esquetes de humor, entre várias outras coisas, por um período de tempo, geralmente de alguns segundos a poucos minutos (Mou; Xu; Du, 2021).

Nesses APPs, são empregados SR alimentados por extensas bases de dados oriundas dos perfis e interesses de seus usuários, e que utilizam de Inteligência Artificial (IA) para geração de tais recomendações (Zhang; Wu; Liu, 2019). Um exemplo notável é a plataforma de vídeos curtos *TikTok*.

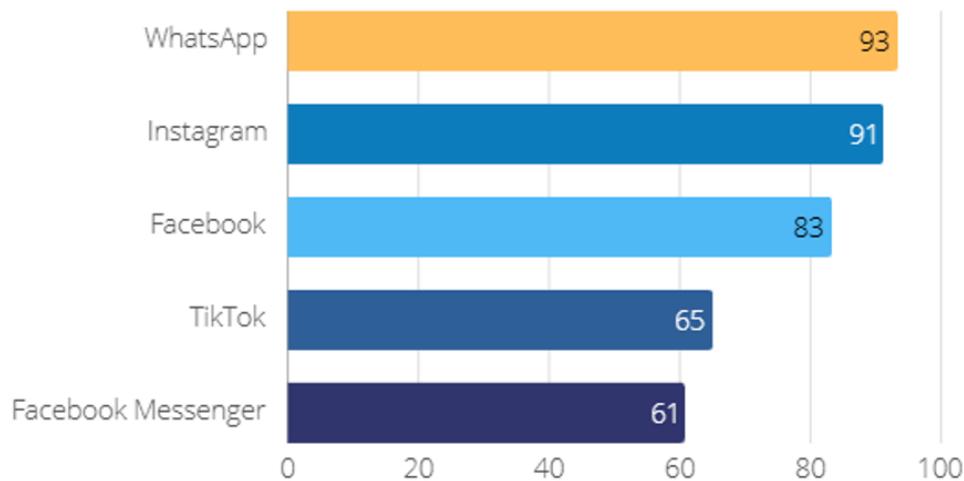
O *TikTok* vem ganhando uma importância e dimensões cada vez maiores, sendo a quarta rede social mais usada pela população brasileira em Janeiro de 2024 — como indicado na Figura 1 —, e com uma base de usuários estimada em 98,59 milhões no Brasil (Kemp, 2024). Mesmo não sendo a maior, é a plataforma de mídia social na qual os usuários mais investem seu tempo, com uma média de 30 horas e 10 minutos em um mês (Kemp, 2024).

A admirável popularidade de APPs como o *TikTok* pode ser atribuída aos seus avançados algoritmos de IA e suas estratégias eficazes de distribuição de conteúdo. Esses fatores permitem oferecer recomendações que melhor se encaixam aos gostos dos usuários, diferenciando a plataforma de seus concorrentes e destacando-a no mercado (Zhao, 2021).

Porém, as consequências negativas que este tipo de mídia social pode trazer ao indivíduo merecem atenção. Pesquisas revelam que usuários perceberam o uso excessivo das plataformas, causando perturbações em suas vidas diárias, como depressão, baixo rendimento no estudo ou trabalho e má gestão de tempo — sintomas semelhantes a outras formas de vícios comportamentais (Gao; Liu; Li, 2017; Olasina; Kheswa, 2021).

Além disso, Yang (2020) realçam em seu estudo que alguns dos seus entrevistados relatam uma “sensação de prazer instantânea” ao visualizarem os vídeos, e que perdem a noção do tempo durante a utilização do *TikTok*, não conseguindo muitas vezes fechar o

Figura 1 – Porcentagem de usuários de internet brasileiros de 16 a 64 anos que usam cada plataforma, no mês de Janeiro de 2024



Fonte: Kemp (2024)

APP.

Não obstante, diversos estudos observaram relação entre certos traços de personalidade e o uso excessivo de plataformas desse gênero, indicando que certos indivíduos possuem maior predisposição à formação desse tipo de vício (Zhang; Wu; Liu, 2019; Chung, 2022; Montag; Markett, 2024).

Tendo em vista a importância da implementação de SR para o sucesso desse tipo de aplicação, é relevante investigar como aspectos de personalidade — que podem potencializar certos efeitos — e os danos causados pelo uso excessivo desses sistemas impactam o usuário. Nesse contexto, a presente pesquisa parte do seguinte questionamento: “qual a relação entre traços de personalidade, sistemas de recomendação e o uso excessivo de aplicativos vídeos curtos?”.

## 1.2 Objetivos

Os objetivos delineados a seguir foram estabelecidos para responder à pergunta de pesquisa, partindo do objetivo geral do estudo e especificando como se pretende alcançá-lo por meio dos objetivos específicos.

### 1.2.1 *Objetivo geral*

Investigar a influência de aspectos de personalidade e dos SR empregados em plataforma de vídeos curtos na formação do uso excessivo.

### 1.2.2 *Objetivos específicos*

- Descrever as principais características dos SR e sua aplicação em aplicativos de vídeos curtos.
- Discorrer a teoria da personalidade na psicologia e apresentar o modelo mais amplamente utilizado.
- Caracterizar as consequências psicológicas, sociais e físicas advindas do vício em aplicativo de vídeos curtos, bem como fatores de risco.
- Identificar níveis de uso excessivo em estudantes universitários por meio de levantamento com alunos de Ciência da Computação, e avaliar relações com traços de personalidade e o uso de recomendações geradas por SR.

### 1.3 **Justificativa**

A crescente popularidade das mídias sociais, especialmente das plataformas de vídeos curtos, e os problemas decorrentes do uso excessivo dessas plataformas de entretenimento exigem uma maior atenção da sociedade.

Diversos estudos analisam os mecanismos psicológicos que antecedem a formação desse tipo de vício (Zhang; Wu; Liu, 2019; Zhang *et al.*, 2023; Zhao, 2021; Montag; Markett, 2024), mas ainda há uma lacuna na literatura sobre a investigação empírica do papel que os SR desempenham nesse problema, principalmente se considerado no contexto da população brasileira.

Assim, a presente investigação considerou essa lacuna, contribuindo para a literatura sobre o vício em APPs de vídeos curtos ao procurar compreender como os SR implementados nessas plataformas podem ser um dos fatores que influenciam na formação do uso excessivo dessa mídia social, como também contribuir para a tradição das pesquisas que relacionam traços de personalidade a esse problema.

### 1.4 **Estrutura do trabalho**

Neste Capítulo 1, apresentou-se a **Introdução**, contextualizando os SR e sua aplicação em plataformas de vídeos curtos, em específico no *TikTok*. Discutiu-se também o impacto que esse tipo de mídia social tem nos seus usuários, como também os indícios da personalidade do indivíduo como fator agravante. Ademais, foram apresentados os objetivos gerais e específicos do trabalho, bem como as contribuições que o estudo visa obter.

O Capítulo 2 abrange a **Fundamentação Teórica**, explorando o conceito da personalidade na psicologia, os tipos e conceitos por trás de SR, com ênfase na incorporação em um APP de vídeos curtos. Em seguida, explora-se o fenômeno do vício em plataformas de vídeos curtos, seu impacto na saúde de quem é acometido, e seus principais fatores agravantes. Por fim, é analisado como os temas percorridos estão relacionados.

No Capítulo 3, detalham-se os **Aspectos Metodológicos** empregados no desenvolvimento da pesquisa, sua classificação segundo definições de autores, e hipóteses levantadas. A seguir, são explorados os instrumentos utilizados no questionário proposto para a coleta de dados, visando responder à pergunta de pesquisa. É apresentada a base amostral, procedimentos para a aplicação do questionário, métodos estatísticos utilizados, bem como os aspectos éticos e garantia de qualidade.

O Capítulo 4 tem enfoque nos **Resultados e Discussão**. São apresentadas as características da amostra de participantes, como demografia, médias nas variáveis estudadas e correlações obtidas. A seguir, as hipóteses elencadas são testadas e suas implicações são discutidas. Por fim, são levantadas as estratégias que os participantes da pesquisa acreditam serem meios de combate ao uso excessivo de aplicativos de vídeos curtos.

No Capítulo 5, denominado **Considerações Finais**, estão resumidos os principais aspectos do trabalho, sendo destacadas as contribuições e discutidas possíveis direções para pesquisas futuras. Após isso, são apresentados as **Referências** e, por fim, os **Apêndices**, que destacam informações complementares à pesquisa, como descrição detalhada da análise estatística, o TCLE e instrumentos adicionais utilizados no questionário, como também material de divulgação do estudo.

## 2 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

Este capítulo apresenta os fundamentos teóricos relacionados aos objetivos da pesquisa. Primeiro, explora o conceito de Sistemas de Recomendação (SR), suas características, tipos e aplicação em APPs de vídeos curtos. Em seguida, aborda as características da personalidade na psicologia, com ênfase nos cinco grandes traços e métodos de mensuração. Por fim, discute o Uso Excessivo de Aplicativos de Vídeos Curtos, destacando consequências negativas, fatores de risco, e a influência da personalidade e dos SR nesse contexto.

### 2.1 Sistemas de Recomendação

Sistemas de Recomendação são classes de algoritmos com IA que compõem parte mediadora de diversas mídias contemporâneas e são filtros de informação que visam, a partir de um conjunto de dados, inferir os interesses dos usuários (Azambuja; Morais; Filipe, 2021; Aggarwal, 2016). O princípio de funcionamento das recomendações está na forte relação entre as preferências dos usuários e os itens sugeridos (Aggarwal, 2016).

Usuários de um SR podem ter diversos objetivos e características. Para personalizar as recomendações, os SR exploram uma gama de informações sobre o usuário. As informações podem ser estruturadas de diversas formas, e a seleção de qual informação será utilizada no modelo depende da técnica de recomendação (Ricci; Rokach; Shapira, 2011).

As interações de um usuário com o SR são chamadas de **transações**, que geralmente são dados armazenados em formato de *log* e que guardam informações úteis para o algoritmo de geração de recomendação utilizado pelo sistema. Uma forma popular de transação são as **avaliações**, que podem ser coletadas de forma explícita ou implícita.

Na avaliação explícita, é pedido ao usuário dar sua opinião sobre um item em uma escala, como estrelas de 1 a 5, gostei/não gostei, etc. Na avaliação implícita, o sistema infere as opiniões do usuário baseando-se nas suas ações (Ricci; Rokach; Shapira, 2011). Um caso especial e bastante popular de avaliações implícitas são as avaliações unárias, no qual há um mecanismo para o usuário especificar que gostou de um item mas não há um mecanismo para especificar o seu desgosto (Aggarwal, 2016).

Em plataformas como *TikTok*, *YouTube Shorts* e *Instagram Reels*, cada interação de um usuário — seja curtindo, compartilhando ou até assistindo a um vídeo por mais tempo — funciona como uma transação que será utilizada para refinar as futuras recomendações do sistema. Observa-se, também, que para geração de melhores recomendações, os SR vêm sendo atrelados a outros campos disciplinares.

Como pontuam Azambuja, Morais e Filipe (2021), os SR têm evoluído desde o seu surgimento no início da década de 90, e mais recentemente vêm sendo integrados a técnicas de *Machine Learning* (ML), incluindo aprendizagem por transferência, ativa

ou por reforço. Especial destaque é dado ao uso de *Deep Learning* (DL) e redes neurais profundas (DNN — *Deep Neural Networks*) para gerar recomendações relevantes por meio de modelos computacionais eficientes.

O uso de ML, em conjunto com o uso de algoritmos de mineração de dados, permite aos SR a capacidade de prever avaliações de usuários para itens ou para aprender como ranquear corretamente itens para um usuário (Ricci; Rokach; Shapira, 2011). Com essas ferramentas, torna-se possível descobrir correlações entre itens que normalmente não seriam previstas por um especialista. Um exemplo clássico é a relação entre “fraldas e cervejas”, minerada por meio dos dados em vez de descoberta por técnicos (Zhao, 2021).

### 2.1.1 Principais tipos

Segundo Ricci, Rokach e Shapira (2011), os SR podem se distinguir em diferentes classes de abordagem de recomendação. No SR **Baseado em Conteúdo**, o sistema aprende a recomendar itens similares aos que o usuário gostou no passado. Por exemplo, se um usuário avaliou positivamente um filme que pertence ao gênero de comédia, então o sistema pode aprender a recomendar outros filmes do mesmo gênero (Ricci; Rokach; Shapira, 2011).

Na **Filtragem Colaborativa**, considerada a técnica de SR mais popular e amplamente utilizada, o sistema recomenda ao usuário alvo itens que outros usuários com gostos similares apreciaram no passado. Esse método se baseia na premissa de que pessoas com preferências semelhantes provavelmente gostarão de conteúdos semelhantes, facilitando a descoberta de novos itens de interesse (Ricci; Rokach; Shapira, 2011).

Um SR **Demográfico** recomenda itens baseado no perfil demográfico do usuário. A ideia é que diferentes recomendações devem ser geradas para diferentes nichos demográficos. Na web, por exemplo, usuários são redirecionados para certos sites com base no seu idioma ou país. Sugestões podem ser customizadas de acordo com a idade do usuário, gênero ou ocupação (Ricci; Rokach; Shapira, 2011).

Além disso, um SR **Híbrido** consiste em um sistema baseado na combinação de duas ou mais técnicas. Um sistema híbrido que combina as técnicas A e B busca aproveitar as vantagens de A para amenizar as desvantagens de B (Ricci; Rokach; Shapira, 2011).

### 2.1.2 Aplicação de SR no TikTok

Dada a grande popularidade dos aplicativos de vídeos curtos e a presença significativa de SR, é importante explorar aspectos de sua implementação, tomando como exemplo uma plataforma popular como o *TikTok*.

A página online *How TikTok recommends content*, de domínio da própria plataforma, esclarece o processo geral para a criação de recomendações. Os principais fatores utilizados são as **interações do usuário**, **informação do conteúdo** e **informação do usuário** (TikTok, 2024a).

O meio de avaliação do usuário que o *TikTok* leva em conta pode ser classificado como uma avaliação implícita. As interações do usuário, como perfis que ele visita, conteúdo que ele curte, compartilha, comenta, assiste ou pula, são os meios que o algoritmo têm para inferir os seus gostos (TikTok, 2024a).

Uma parte do processo de recomendação para um usuário é influenciada pelas interações de outros usuários da plataforma que apresentam ter gostos similares (TikTok, 2024a). Esta descrição se alinha à abordagem da Filtragem Colaborativa. Também observa-se o uso da Filtragem Baseada em Conteúdo, uma vez que informações do conteúdo do vídeo, como sons, *hashtags*, número de visualizações e país de publicação, são consideradas para gerar as recomendações (TikTok, 2024a).

Adicionalmente, o *TikTok* coleta informações demográficas sobre o usuário, incluindo preferência de idioma, localização e fuso horário, informações estas que auxiliam na criação das recomendações (TikTok, 2024a). Em suma, percebe-se a adoção de uma abordagem híbrida para a geração de recomendações aos usuários da plataforma. A partir destas abordagens de SR utilizadas, também cabe avaliar as estratégias implementadas nesta plataforma para a continuação de uso.

Um estudo realizado por Cao Huanhuan, arquiteto de algoritmo sênior da *ByteDance* — empresa por trás da criação do *TikTok* — mostra que a satisfação do usuário é a variável mais significativa para a intenção de continuação de uso (Cao *et al.*, 2013). Tendo em vista isso, é possível deduzir que o algoritmo do *TikTok* tem por objetivo maximizar a satisfação do usuário.

Para isso, o modelo de algoritmo de recomendação do *TikTok* utiliza múltiplos algoritmos de ML em combinação, permitindo uma maior performance (Zhao, 2021). O ponto chave é poder aprender funções sofisticadas de interações por trás do comportamento do usuário (Zhao, 2021).

Entre as características de comportamento, o algoritmo aprende quando o usuário tende a usar o *TikTok*, por quanto tempo e com que frequência. Essas informações permitem melhores recomendações. Por exemplo, se o usuário tem o hábito de usar o *TikTok* com alta frequência, mas cada uso é muito curto, então o algoritmo pode considerar recomendar vídeos de duração mais curta (Zhao, 2021).

O algoritmo trabalha constantemente para se adaptar a mudanças nos gostos do usuário. Quando o usuário avalia se gostou ou não do vídeo atual e desliza para o próximo, o algoritmo já montou um novo retrato do utilizador. Isso significa que, quanto mais se usa o *TikTok*, melhor a compreensão que o algoritmo terá do usuário (Zhao, 2021).

### 2.1.3 Meio de mensurar o uso de recomendações

Os autores Hasan, Jha e Liu (2018) conduziram uma pesquisa com o objetivo de mensurar o impacto de diferentes variáveis no uso excessivo de serviços online de *streaming* de vídeo, considerando o uso de recomendações como uma dessas variáveis. O

instrumento empregado para essa análise — denominado ‘*Use of Recommendations*’ — foi baseado no trabalho de Tan e Hornik (2014). No estudo descrito neste documento, foi utilizada uma adaptação desse instrumento, conforme apresentado no Capítulo 3 (Aspectos metodológicos) — Quadro 3.

## 2.2 Personalidade

Embora não exista uma definição universalmente aceita entre os teóricos da personalidade, pode-se considerá-la como um padrão consistente de traços de comportamento e processos intrapessoais que têm origem dentro do indivíduo. São essas características que conferem coerência e individualidade ao comportamento de uma pessoa nas várias situações ao longo do tempo (Feist; Feist; Roberts, 2015).

Historicamente, psicólogos da personalidade se concentraram em conjuntos específicos de traços e, até a década de 1980, havia pouco consenso sobre a definição das principais dimensões da personalidade. Atualmente, existe uma tendência consensual para considerar a existência de cinco dimensões principais da personalidade, conhecidas como os “cinco grandes” — *Big Five* — traços da personalidade (Feist; Feist; Roberts, 2015).

### 2.2.1 Modelo *Big Five*

Os fatores do *Big Five* podem ser definidos, em português, como: Abertura à experiência, Conscienciosidade, Extroversão, Amabilidade e Neuroticismo. Esses termos diferem um pouco entre as equipes de pesquisa, mas os traços subjacentes são muito semelhantes (Feist; Feist; Roberts, 2015). No Quadro 1, apresentam-se as principais características de cada traço.

Quadro 1 – Modelo da personalidade dos cinco fatores de Costa e McCrae

Dimensão	Escores altos	Escores baixos
Abertura à experiência ( <i>Openness</i> )	Imaginativo, Criativo, Original, Prefere variedade, Curioso, Liberal	Prático, Não criativo, Convencional, Prefere rotina, Não curioso, Conservador
Conscienciosidade ( <i>Conscientiousness</i> )	Consciencioso, Trabalhador, Bem-organizado, Pontual, Ambicioso, Perseverante	Negligente, Preguiçoso, Desorganizado, Atrasado, Sem objetivo, Pouco persistente
Extroversão ( <i>Extraversion</i> )	Afetivo, Agregador, Falante, Adora diversão, Ativo, Apaixonado	Reservado, Solitário, Quietos, Sóbrio, Passivo, Insensível
Amabilidade ( <i>Agreeableness</i> )	Gentil, Confiante, Generoso, Aquiescente, Flexível, Bondoso	Insensível, Desconfiado, Mesquinho, Antagonista, Crítico, Irritável
Neuroticismo ( <i>Neuroticism</i> )	Ansioso, Temperamental, Autoindulgente, Inseguro, Emocional, Vulnerável	Calmo, Equilibrado, Satisfeito consigo, Tranquilo, Não emocional, Resistente

Fonte: adaptado de Feist, Feist e Roberts (2015, p. 258).

### 2.2.2 Aplicação do Big Five em SR

O modelo *Big Five* pode ser utilizado para personalizar os SR, tornando-os mais precisos e engajantes. Ao integrar informações sobre a personalidade dos usuários, esses sistemas conseguem identificar padrões de preferências e comportamentos mais profundos (Dhelim *et al.*, 2022).

Por exemplo, indivíduos com alta abertura à experiência podem ser mais receptivos a recomendações de conteúdo novo e diversificado, enquanto usuários com alta conscienciosidade podem preferir sugestões mais organizadas e previsíveis. Além disso, pessoas com alta extroversão podem demonstrar maior interesse por conteúdos interativos ou sociais, enquanto aquelas com maior neuroticismo podem ser atraídas por conteúdos que oferecem conforto ou alívio emocional (Aguiar, 2021).

Dessa forma, ao considerar o perfil de personalidade do usuário, o *design* do SR pode ser ajustado para entregar sugestões que ressoem melhor com as preferências psicológicas individuais, aumentando o engajamento e a satisfação geral.

### 2.2.3 Meios de identificação de personalidade

Existem vários questionários validados para o modelo *Big Five*, variando no número de itens. O *NEO-PI-R — Revised NEO Personality Inventory* é um inventário comercial que avalia os 5 fatores do *Big Five* e as 6 facetas de cada fator (McCrae; Jr, 1997). Foi validado para corroborar a ideia da universalidade dos traços de personalidade (McCrae; Jr, 1997).

O *NEO-IPIP — NEO International Personality Item Pool* (Johnson, 2000) é uma alternativa gratuita ao *NEO-PI-R*, com 300 itens que consistem em afirmativas às quais o respondente atribui um valor de concordância em uma escala de *Likert* de cinco pontos, indicando o quanto cada afirmativa o representa.

Embora instrumentos longos como o *NEO-IPIP* apresentem melhores propriedades psicométricas, eles podem sobrecarregar os participantes. Questionários menores eliminam itens redundantes, reduzindo fadiga e frustração sem perder precisão (Gosling; Rentfrow; Jr, 2003). Um exemplo é o *TIPI (Ten-Item Personality Inventory)*, que é uma versão bastante reduzida do *NEO-IPIP*, incluindo apenas 10 itens e que leva cerca de 1 minuto para ser concluído (Gosling; Rentfrow; Jr, 2003).

O *TIPI* inclui dois itens para medir cada uma das cinco grandes dimensões da personalidade (Gosling; Rentfrow; Jr, 2003). Dentro de cada dimensão, um item representa um polo positivo e o outro um polo negativo. Este questionário está disponível em diversos idiomas. Uma versão em português, desenvolvida por Nunes *et al.* (2018), apresentou coeficientes de confiabilidade semelhantes aos da versão original do questionário.

No estudo descrito neste documento, foi utilizado esse instrumento, sendo apresentados seus itens no Capítulo 3 (Aspectos metodológicos) — Quadro 2.

## 2.3 Uso excessivo de plataformas de vídeos curtos

O uso excessivo de aplicativos de vídeo em formato curto pode ser considerado um estado no qual uma pessoa passa muito tempo usando esse tipo de aplicativo, apesar de experimentar consequências negativas (Zhang; Wu; Liu, 2019). Esse fenômeno pode ser considerado um subtipo do vício em mídias sociais, caracterizado pelo uso problemático destas pelos indivíduos.

Esse uso problemático pode se manifestar de diversas formas no indivíduo, como: (1) preocupação constante e pensamento permanente em usar a mídia social (saliência); (2) tendência a usar a mídia social por períodos cada vez maiores para experimentar as mesmas emoções positivas (intolerância e desejo); (3) alteração de humor resultante do uso da plataforma; (4) sofrimento, inquietação ou nervosismo quando impedido de usar a mídia social (privação); (5) negligência de áreas da vida pessoal devido à intensidade de uso da mídia social (conflito e comprometimento funcional); e (6) desejo ou tentativa frustrada de controlar o uso, resultando no retorno ao padrão de utilização anterior (recaída ou perda de controle) (Andreassen; Pallesen; Griffiths, 2017).

Entretanto, ainda não há um diagnóstico formal para esse transtorno. A 5ª edição do Manual Diagnóstico e Estatístico de Transtornos Mentais (DSM-5) — a edição mais recente considerando a data de realização da presente pesquisa — não inclui a dependência de internet, o vício em aplicativos de vídeo curto ou o vício em mídias sociais (AMERICAN PSYCHIATRIC ASSOCIATION, 2014). Conforme também pontuado por Becker, Boff e Freitag (2019), esses problemas são relativamente novos e ainda não foram formalmente reconhecidos como transtornos diagnosticáveis.

Também não há uma terminologia precisa para se referir a esse problema, sendo os termos “vício”, “uso excessivo” e “dependência” frequentemente usados como sinônimos para descrever o mesmo problema relacionado ao uso problemático de APPs de vídeo curto (Zhang; Wu; Liu, 2019; Zhang *et al.*, 2023). Ainda assim, é um problema que deve ser discutido, considerando as consequências negativas observadas nas pessoas que sofrem com essa condição.

### 2.3.1 Consequências negativas e fatores de risco

Os impactos negativos do uso excessivo podem afetar diversas áreas de vida de quem é acometido. Quanto ao trabalho ou estudos, o uso das redes sociais nesses ambientes faz com que os indivíduos se concentrem menos na tarefa e se distraiam mais facilmente, o que, por sua vez, tem um impacto negativo no desempenho profissional ou acadêmico, visto que o fluxo avassalador de informações pode ser particularmente distrativo (Xie *et al.*, 2021).

Além disso, estudos mostram que a exposição prolongada a estímulos viciantes pode levar a déficits cognitivos, o que pode causar interrupções, esquecimento de como

realizar certas tarefas, dificuldade em resolver problemas e maior tempo para processar novas informações (Moqbel; Kock, 2018).

Em relação aos efeitos na saúde, o uso excessivo das redes sociais pode romper um equilíbrio saudável e levar à privação de sono devido ao uso de internet à noite. Solidão, queda na qualidade do sono, depressão e ansiedade social têm sido frequentemente relatados em casos de uso excessivo de internet (Ho *et al.*, 2014).

O estudo de Moromizato *et al.* (2017), realizado com estudantes de medicina, indica associações estatisticamente significativas entre os escores BAI (Inventário de Ansiedade de Beck) e BDI (Inventário de Depressão de Beck), com o uso desadaptativo de internet. Esses resultados suportam as conclusões de Montag e Markett (2024), que observaram tendências depressivas associadas com o uso excessivo de *TikTok*.

A pesquisa de Chung (2022), aplicada em estudantes universitários, ressalta que a síndrome FOMO (*Fear Of Missing Out*), que é uma ansiedade social relacionada à preocupação de perder oportunidades de interação e satisfação (Zhao, 2021), tem relação positiva com a dependência de vídeos de formato curto.

Outro fator que pode indicar um risco é o baixo autocontrole, que se mostrou estar relacionado com o uso excessivo de serviços de *streaming* de vídeo, na pesquisa de Hasan, Jha e Liu (2018). Em relação ao gênero, um estudo com jovens adultos iranianos indicou diferenças sensíveis, sendo o risco de desenvolvimento de dependência de internet maior para pessoas de gênero masculino do que de gênero feminino (Ostovar *et al.*, 2016), resultado também obtido por Becker, Boff e Freitag (2019).

### 2.3.2 A influência da personalidade

Diversos estudos mostram que traços de personalidade influenciam o uso excessivo de aplicativos. Os traços mais comumente apontados são neuroticismo e conscienciosidade. Montag e Markett (2024) observaram que altos níveis de neuroticismo estão associados ao Transtorno de Uso do TikTok (TTUD). Becker, Boff e Freitag (2019) encontraram uma relação negativa entre estabilidade emocional (oposto ao neuroticismo) e dependência de internet. Água, Patrão e Leal (2018) também relataram uma relação positiva entre neuroticismo e vício em internet via o IAT (*Internet Addiction Test*).

Em contrapartida, a pesquisa de Chung (2022) não mostrou correlação positiva entre neuroticismo e dependência de APPs de vídeos em formato curto. Porém, o autor destaca que os traços neuróticos preveem a formação do uso excessivo de forma indireta, por efeito do FOMO (Chung, 2022). Ao considerar a relação entre neuroticismo e depressão, Montag e Markett (2024) relatam o papel das mídias sociais como um mecanismo de escape:

[...] indivíduos com pontuações elevadas de neuroticismo podem encontrar uma emotividade negativa acentuada em suas vidas diárias, levando ao uso de mídias sociais — especificamente o *TikTok* — como meio

de escapismo para aliviar essas emoções negativas. Se essa estratégia de enfrentamento se tornar predominante para lidar com os desafios cotidianos, poderia potencialmente levar não apenas ao desenvolvimento de comportamentos viciosos relacionados a uma plataforma de mídia social como o *TikTok*, mas também dificultar a resolução de problemas de sua vida pessoal (Montag; Markett, 2024, p. 7, tradução nossa).

Quanto à conscienciosidade, Água, Patrão e Leal (2018) identificaram uma relação negativa com os escores do IAT, indicando que esse traço protege o indivíduo do vício em internet. Similarmente, Montag e Markett (2024) encontraram relação entre baixos níveis de conscienciosidade e maiores tendências ao vício em *TikTok*.

### 2.3.3 A influência de SR: o caso *TikTok*

Tendo em vista a importância dos SR em aplicações de mídias sociais, é pertinente discutir o papel desses algoritmos na formação do uso excessivo, ao observar o caso particular de uma plataforma de vídeos curtos popular, como o *TikTok*, e quais mecanismos psicológicos são explorados.

A quantidade crescente e infinita de dados torna difícil para as pessoas lidarem com tanta informação. O uso de algoritmos é essencial para acompanhar a velocidade de produção de informações. No entanto, a sobrecarga de informações pode levar ao *FOMO* (Zhao, 2021). No *TikTok*, os usuários adaptam-se ao conteúdo recomendado e estão sempre curiosos sobre o próximo vídeo, temendo perder algo novo e desconhecido, o que pode levar a um vício na “navegação infinita” do *feed* de recomendações (Zhao, 2021).

O psicólogo e ganhador do Prêmio Nobel de Economia, Daniel Kahneman, propôs que o cérebro humano possui dois sistemas de pensamento: o “Sistema 1” (rápido e inconsciente) e o “Sistema 2” (lento e consciente) (Kahneman, 2012). O *TikTok* pode ter a capacidade de explorar este mecanismo ao filtrar o conteúdo para os usuários por meio de recomendações.

Seu *design* imersivo, com vídeos em tela cheia reproduzidos automaticamente, em conjunto de recomendações precisas, mantém o processo de decisão do cérebro do usuário no “Sistema 1”, que consome menos energia (Zhao, 2021). O uso do *TikTok* não necessita de muitos recursos do cérebro e sua interação é simples. Devido a esses fatores, a probabilidade de uso constante aumenta consideravelmente.

Os motivos apresentados anteriormente são corroborados pelo estudo realizado por Su *et al.* (2021), no qual foi utilizada a ressonância magnética funcional (fMRI) para observar as atividades neurais dos participantes. Os resultados demonstraram maiores níveis de ativação na “Rede de Modo Padrão” (ativa quando o cérebro não está focado no mundo externo) e na “Área Tegmentar Ventral” (responsável por funções do sistema de recompensas, que responde a estímulos de vício) ao assistir vídeos recomendados pelo *TikTok*, em comparação a vídeos não personalizados (Su *et al.*, 2021).

Outra pesquisa que indica a influência de SR no uso excessivo é a de Hasan, Jha e Liu (2018), que demonstra relação positiva entre o uso de recomendações e o uso excessivo de serviços de *streaming* de vídeo, após análise dos dados obtidos de um levantamento com 490 participantes.

Em síntese, percebe-se indícios de que a presença dos SR como recurso fundamental para o funcionamento de aplicativos de vídeos curtos, como o *TikTok*, em adição das estratégias utilizadas visando continuação de uso, podem exercer influência no uso excessivo desse tipo de plataforma.

#### **2.3.4 Meio de mensurar o uso excessivo**

Como mencionado anteriormente, o vício em APPs de vídeo curto não é diagnosticável, mas pode ser mensurado. Um exemplo é o *TikTok Use Disorder-Questionnaire*, desenvolvido por Montag e Markett (2024), tomando como base a estrutura da Organização Mundial de Saúde (OMS) para diagnóstico de vício por jogos eletrônicos.

Zhang, Wu e Liu (2019) exploraram o vício nesses aplicativos, combinando uma abordagem sociotécnica com a teoria do apego. Os pesquisadores criaram um instrumento visando mensurar o vício em APPs de vídeos curtos, adaptando itens de pesquisas anteriores. Antes de distribuir o questionário, realizaram uma avaliação de conteúdo e validade por especialistas e um pré-teste. O instrumento criado — denominado *Short-Form Video App Addiction* —, baseado no trabalho de Choi e Lim (2016), mede o vício em aplicativos de vídeos curtos com 6 itens.

No estudo descrito neste documento, foi utilizada uma tradução desse instrumento, conforme apresentado no Capítulo 3 (Aspectos metodológicos) — Quadro 4.

### 3 ASPECTOS METODOLÓGICOS

Neste capítulo, detalhamos os aspectos metodológicos da pesquisa. Na Seção 3.1, são apresentados os aspectos gerais e a classificação da pesquisa. Na Seção 3.2, são descritas as hipóteses levantadas. Na Seção 3.3, são listados os instrumentos de coleta de dados, incluindo a ficha de dados sociodemográficos, o TIPI, e os questionários de uso de recomendações e uso excessivo de aplicativos de vídeos curtos.

Na Seção 3.4, são descritos os cuidados para garantir a qualidade do estudo, como a realização de um pré-teste do questionário. Na Seção 3.5, aborda-se o tamanho e a população da amostra. Na Seção 3.6, são comentados os aspectos éticos, incluindo a criação do TCLE e a garantia de anonimidade e benefício aos participantes.

Na Seção 3.7, são descritos os procedimentos, como a administração do questionário, os meios de distribuição e as ferramentas utilizadas. Por fim, na Seção 3.8, é detalhada a metodologia da análise de dados, incluindo os testes estatísticos e os softwares de apoio.

#### 3.1 Aspectos gerais

Segundo Wazlawick (2020), a pesquisa de natureza primária busca descobrir novos conhecimentos a partir de observações realizadas por meio de experimentos, entrevistas ou outras abordagens empíricas. Nesse sentido, a presente pesquisa caracteriza-se como de natureza primária, uma vez que visa identificar novas relações entre personalidade, SR e o vício em APPs de vídeos curtos.

No que diz respeito aos objetivos, Wazlawick (2020) e Gil (2017) definem a pesquisa descritiva como aquela que busca coletar dados consistentes sobre uma determinada realidade, com o intuito de compreender possíveis relações entre variáveis. Assim, esta pesquisa se classifica como descritiva, pois busca não apenas coletar dados e descrever características de uma população de estudantes, mas também identificar conexões entre a personalidade, uso de recomendações e o uso excessivo.

Para Wazlawick (2020) e Gil (2017), a pesquisa bibliográfica consiste no estudo de artigos, teses, livros e outras publicações acadêmicas, sendo uma etapa essencial e preliminar de qualquer trabalho científico. Dessa forma, a construção da fundamentação teórica deste estudo baseou-se nesse procedimento, objetivando consolidar um referencial teórico que subsidiou a compreensão dos conceitos abordados na investigação.

Quanto à finalidade, Gil (2017) caracteriza a pesquisa básica estratégica como aquela destinada a preencher lacunas no conhecimento, além de oferecer potenciais soluções para problemas práticos. Com base nessa definição, este estudo possui como finalidade tanto a exploração de novas relações entre o uso excessivo de aplicativos de vídeos curtos e SR quanto a coleta de sugestões dos participantes sobre possíveis estratégias de mitigação desse problema.

### 3.2 Hipóteses

Como aspectos metodológicos, a partir de intuições adquiridas após a realização da fundamentação teórica e a partir dos objetivos da pesquisa, foram elencadas as seguintes hipóteses (todas no contexto de estudantes de Ciência da Computação da UEPB):

- H1: Existe relação entre o uso excessivo de aplicativos de vídeos curtos e o neuroticismo.
- H2: Existe relação entre o uso excessivo de aplicativos de vídeos curtos e a conscienciosidade.
- H3: Existe relação entre o uso excessivo de aplicativos de vídeos curtos e o uso de recomendações geradas por SR.
- H4: Usuários do *TikTok*, em média, utilizam mais recursos de recomendação do que usuários de outros aplicativos similares.
- H5: Usuários do *TikTok*, em média, apresentam maiores índices de uso excessivo.
- H6: Pessoas do gênero masculino, em média, apresentam maiores índices de uso excessivo, se comparado ao gênero feminino.

### 3.3 Instrumentos

Para testar as hipóteses elencadas, foram utilizados os seguintes instrumentos:

- Ficha de dados sociodemográficos: instrumento criado para obter dados dos participantes, como faixa etária, identidade de gênero e a plataforma de vídeos curtos mais utilizada. O instrumento encontra-se no Apêndice C.
- Inventário de Personalidade de Dez Itens (TIPI): instrumento validado para a língua portuguesa que visa avaliar as cinco grandes dimensões da personalidade: Abertura para a Experiência, Conscienciosidade, Extroversão, Agradabilidade e Neuroticismo (inverso de Estabilidade Emocional) (Nunes *et al.*, 2018). É composto de 10 questões em que o indivíduo responde utilizando uma escala *Likert*<sup>1</sup>. Para esta pesquisa, o escore referente ao traço “estabilidade emocional” foi invertido, obtendo-se assim o escore para “neuroticismo”. Essa mudança teve como fito facilitar a comparação com estudos similares, que em sua maioria utilizam desta última nomenclatura. Uma representação do instrumento encontra-se no Quadro 2.
- Uso de recomendações de aplicativo de vídeos curtos: baseia-se no instrumento utilizado por Hasan, Jha e Liu (2018), especificamente na seção *Use of Recommendations*. Em sua concepção, o instrumento original foi desenvolvido para medir o uso de recomendações em plataformas de *streaming* de vídeo, como *YouTube* e *Netflix*.

<sup>1</sup> Nesta pesquisa, foi adotada uma escala *Likert* simplificada de cinco pontos: “Discordo totalmente”, “Discordo”, “Nem concordo nem discordo”, “Concordo” e “Concordo totalmente”. A escolha de cinco pontos equilibra a necessidade de detalhes suficientes para análise e a facilidade de compreensão para os participantes, evitando a sobrecarga cognitiva que escalas mais longas podem causar. Esta simplificação foi adotada para viabilizar a coleta de dados e garantir uma quantidade adequada de respostas.

Quadro 2 – Itens originais do TIPI, tradução para português e dimensões correspondentes.

Nº do item	Itens Originalmente em Inglês	Itens em Português	Dimensão correspondente
01	<i>Extraverted, enthusiastic</i>	Extrovertida, entusiasta	Extroversão
02	<i>Critical, quarrelsome</i>	Conflituosa, que critica os outros	Amabilidade <sup>1</sup>
03	<i>Dependable, self-disciplined</i>	De confiança, com autodisciplina	Conscienciosidade
04	<i>Anxious, easily upset</i>	Ansiosa, que se preocupa facilmente	Estabilidade Emocional <sup>1</sup>
05	<i>Open to new experiences, complex</i>	Com muitos interesses, aberta a experiências novas	Abertura à Experiência
06	<i>Reserved, quiet</i>	Reservada, calada	Extroversão <sup>1</sup>
07	<i>Sympathetic, warm</i>	Compreensiva, afetuosa	Amabilidade
08	<i>Disorganized, careless</i>	Desorganizada, descuidada	Conscienciosidade <sup>1</sup>
09	<i>Calm, emotionally stable</i>	Calma, emocionalmente estável	Estabilidade Emocional
10	<i>Conventional, uncreative</i>	Convencional, pouco criativa	Abertura à Experiência <sup>1</sup>

<sup>1</sup> Itens invertidos, representando o polo negativo da respectiva dimensão.

Fonte: adaptado de Nunes *et al.* (2018).

Diante disso, foi necessária uma recontextualização para aplicativos de vídeos curtos. Também foi necessária a criação de uma versão traduzida do instrumento, tendo em vista o idioma nativo da população de amostra. Utilizou-se de uma escala *Likert* em cinco pontos, mantendo o padrão entre todos os instrumentos. O instrumento encontra-se no Quadro 3.

- Uso excessivo de aplicativo de vídeos curtos: instrumento obtido da pesquisa de Zhang, Wu e Liu (2019), especificamente na seção *Short-Form Video App Addiction*, que, para esta pesquisa, foi traduzida e adaptada para o português. Utilizou-se da escala *Likert* em cinco pontos. A comparação entre o instrumento original e a tradução criada para esta pesquisa encontra-se no Quadro 4.
- Proposta de intervenção: uma pergunta opcional e aberta, apresentada ao final do questionário, na qual o respondente é livre para articular quais estratégias ele acredita que podem ser adotadas, pelos indivíduos que sofrem do uso excessivo, para a mitigação do problema. Disponível no Apêndice C.

Quadro 3 – Instrumento: Uso de Recomendações de Aplicativo de Vídeos Curtos

Itens Originais	Itens Traduzidos e Adaptados
1. <i>I frequently watch the recommended videos after a video I am watching on online video platform</i>	1. Eu costumo assistir aos vídeos recomendados logo depois do vídeo que estou vendo nessa plataforma de vídeos curtos.
2. <i>I frequently use recommendations to help refine choices regarding the videos to watch</i>	2. Eu frequentemente uso as recomendações para ajudar a refinar minhas escolhas em relação aos vídeos a assistir.
3. <i>I frequently use recommendations to help select the video to watch</i>	3. Eu frequentemente uso as recomendações para me ajudar a selecionar um vídeo a ser assistido.
4. <i>I frequently use recommendations to drive my video usage to introduce me to new content</i>	4. Eu frequentemente uso as recomendações para me apresentar a novos conteúdos.
5. <i>I frequently use recommendation to drive my video usage to save time in search for relevant content</i>	5. Eu frequentemente uso as recomendações para direcionar o meu uso de vídeos para economizar tempo ao buscar por conteúdo relevante.
6. <i>I frequently use recommendation to drive my video usage as it introduces me to the trending or popular content</i>	6. Eu frequentemente uso as recomendações para direcionar o meu uso de vídeos pois me introduz a conteúdos populares ou em alta.

Fonte: adaptado de Hasan, Jha e Liu (2018, p. 224, tradução própria).

Quadro 4 – Instrumento: Uso Excessivo de Aplicativo de Vídeos Curtos

Itens Originais	Itens Traduzidos
1. <i>I have difficulties in focusing on my study or work due to this short-form video app.</i>	1. Eu tenho dificuldade em focar nos estudos ou trabalho devido a esse aplicativo de vídeos curtos.
2. <i>I lose sleep over spending more time on this short-form video app.</i>	2. Eu perco o sono por passar mais tempo nesse aplicativo.
3. <i>This short-form video app interferes with doing social activities.</i>	3. Esse aplicativo interfere na realização de atividades sociais.
4. <i>My family or friends think that I spend too much time on this short-form video app.</i>	4. Minha família ou amigos acham que eu passo muito tempo nesse aplicativo.
5. <i>I feel anxious if I cannot access to this short-form video app.</i>	5. Eu me sinto ansioso(a) quando não consigo acessar esse aplicativo.
6. <i>I have attempted to spend less time on this short-form video app but have not succeeded.</i>	6. Eu já tentei passar menos tempo nesse aplicativo mas não consegui.

Fonte: adaptado de Zhang, Wu e Liu (2019, p. 7, tradução própria).

### 3.4 Garantia de qualidade

Antes de iniciar a distribuição do questionário, foi realizado um pré-teste com cinco utilizadores de aplicativos de vídeos curtos. Foi solicitado aos participantes do pré-teste que fornecessem *feedback* sobre o questionário, e possíveis pontos de melhoria. Esta prática permitiu identificar problemas nas perguntas, garantir qualidade da tradução dos instrumentos originalmente em inglês, e melhorar a compreensão dos participantes. Em sua versão final, o questionário demandou, em média, apenas 5 minutos para ser

completado.

### 3.5 Tamanho e população da amostra

A população do estudo consiste em estudantes universitários do curso de Bacharelado em Ciência da Computação, da Universidade Estadual da Paraíba (UEPB), Campus VII, utilizadores de aplicativo de vídeos curtos. A amostra incluiu um total de 76 estudantes, obtida entre os meses de setembro e outubro de 2024.

### 3.6 Aspectos éticos

As recomendações do Conselho Nacional de Saúde, na resolução de nº 510, de 07 de abril de 2016, foram seguidas no que diz respeito à construção de um Termo de Consentimento Livre e Esclarecido (TCLE) (Brasil, 2016). O TCLE elaborado para esta pesquisa encontra-se no Apêndice C.

Antes de um participante decidir ou não participar da pesquisa, solicitou-se leitura e assinatura do TCLE, que contém informações da pesquisa, como nome do discente e orientador responsáveis pela pesquisa, contextualização, justificativa e objetivos, procedimento de resposta, garantia de confidencialidade, riscos e benefícios por participar da pesquisa e, por fim, informações de contato.

Objetivou-se garantir a confidencialidade dos participantes durante toda a pesquisa. Para isso, a coleta de dados foi de cunho anônimo, visto que não demandou do participante informar dados que permitissem sua identificação. Apenas foram coletadas informações demográficas, como faixa-etária e gênero — esta última a qual o indivíduo podia optar por não responder.

Entre os benefícios da participação na pesquisa, destaca-se a possibilidade de o respondente optar por receber, via e-mail, os resultados do seu teste de personalidade realizado durante sua participação. Esses resultados incluíam descrições detalhadas dos cinco grandes traços da personalidade e suporte na interpretação dos valores de sua pontuação.

### 3.7 Procedimentos

O questionário foi administrado de forma online por meio da plataforma *Google Forms*, proporcionando uma abordagem estruturada e padronizada para a coleta de dados. A escolha dessa plataforma também se dá pela sua interface amigável, familiar e de fácil acesso ao respondente.

Entretanto, a plataforma não oferecia opções para cálculo dinâmico do escore TIPI utilizando as respostas obtidas, impossibilitando mostrar ao participante o resultado do seu teste de personalidade. Para contornar essa limitação, foi criado um *script* integrado

ao formulário por meio do *Google Apps Scripts*, acionado assim que o questionário é submetido.

O *script* calcula automaticamente as pontuações do teste de personalidade do respondente, cria um gráfico representativo, e envia o *e-mail* contendo as informações descritivas do resultado do teste. Um exemplo de resultado gerado por *script* pode ser encontrado no Apêndice D.

Em relação à divulgação da pesquisa, o questionário foi compartilhado no grupo de *WhatsApp* do curso de Ciência de Computação (UEPB — Campus VII), graças ao auxílio do coordenador do curso e do orientador deste trabalho. Além disso, cartazes impressos foram colados pelos murais do Campus VII, contendo um *QR code* que redirecionava para o formulário. O instrumento criado para a divulgação da pesquisa encontra-se no Apêndice E.

### 3.8 Análise dos dados

Para verificar a correlação entre as variáveis, como também diferenças entre médias de diferentes grupos da amostra, foi realizada inicialmente uma análise da distribuição dos dados. Aplicaram-se os testes de normalidade *Shapiro-Wilk* e *Anderson-Darling* para avaliar a adequação da distribuição das variáveis à normalidade, de forma a selecionar o método de correlação apropriado. Cada teste possui características específicas que os tornam sensíveis a diferentes aspectos da distribuição dos dados.

O teste de *Shapiro-Wilk* é altamente eficaz para detectar desvios da normalidade em pequenas amostras, enquanto o *Anderson-Darling* dá mais peso às caudas da distribuição, sendo particularmente sensível a desvios nas extremidades dos dados. Assim, a utilização conjunta dos testes aumenta a confiabilidade dos resultados. Se ambos os testes concordarem em seus resultados, a conclusão sobre a normalidade dos dados se torna mais robusta. Caso haja divergência nos resultados, isso pode indicar a necessidade de uma análise mais detalhada.

Para as variáveis que apresentaram distribuição normal, o coeficiente de correlação de *Pearson* foi utilizado para medir o grau de associação, visto que é o método mais indicado para este caso. Já para os pares de variáveis que não seguiram uma distribuição normal, optou-se pelo coeficiente de correlação de *Spearman* como alternativa não paramétrica. Em ambos os casos, foram calculados os valores de significância das correlações.

Para comparar as médias de Uso Excessivo e Uso de Recomendações entre diferentes grupos, como por gênero e por aplicativo utilizado, aplicaram-se os testes *T* de *Student* (paramétrico) e *Mann-Whitney U* (não paramétrico), com o objetivo de verificar a existência de diferenças estatisticamente significativas entre os grupos.

O teste *T* foi utilizado nas comparações cujas distribuições das variáveis eram aproximadamente normais, enquanto o teste *Mann-Whitney U* foi empregado para as variáveis que não apresentaram distribuição normal. Esse procedimento permitiu avaliar

se as diferenças observadas entre as categorias demográficas eram estatisticamente significativas, respeitando as características de distribuição dos dados e, assim, garantindo uma análise mais robusta.

Todos os testes estatísticos mencionados anteriormente foram realizados com um nível de significância  $\alpha = 0,05$ . Para a análise, o tratamento e a visualização dos dados, foi utilizada a linguagem de programação *R*, dentro do ambiente *RStudio*. Foram utilizadas bibliotecas auxiliares. Entre elas, destacam-se: *ggplot2*, para criação de gráficos; *nortest*, para aplicação de testes de normalidade; *corrtable*, para geração de tabelas de correlação com níveis de significância; e *wordcloud*, para a construção de nuvem de palavras.

## 4 RESULTADOS E DISCUSSÃO

Neste capítulo, são discutidos os resultados da pesquisa de levantamento realizada. Inicialmente, na Seção 4.1, são destacadas as observações iniciais sobre a amostra de participantes, como quantidade, demografia, médias nos escores das variáveis consideradas e correlações obtidas.

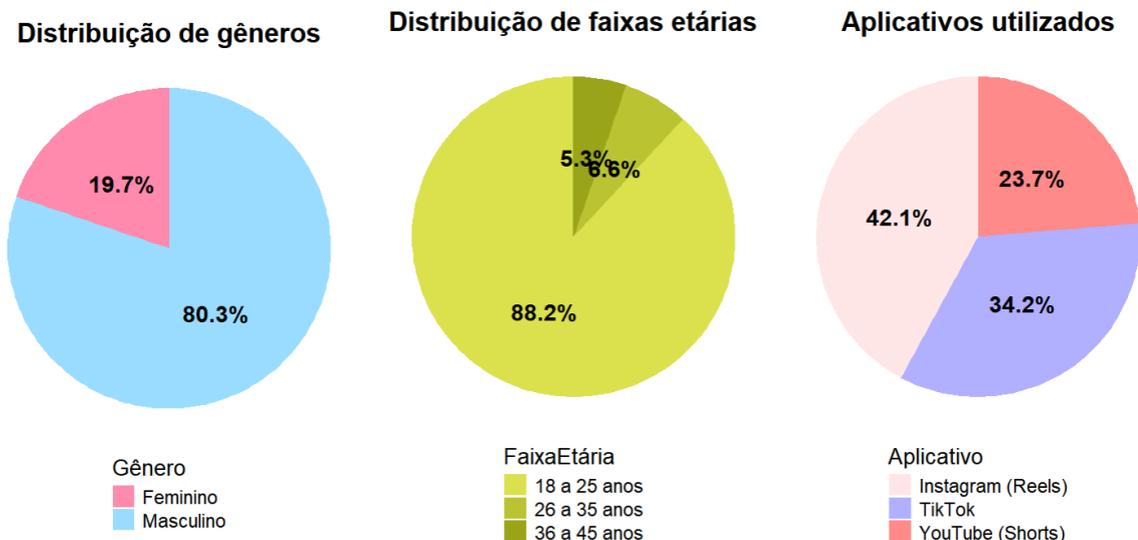
As Seções 4.2 a 4.6 são dedicadas à discussão das relações obtidas entre as variáveis e suas implicações para a confirmação ou refutação das seis hipóteses levantadas anteriormente, além da comparação dos resultados com estudos semelhantes. Por fim, na Seção 4.7, são evidenciadas as opiniões dos participantes em relação às estratégias para mitigar o uso excessivo de aplicativos de vídeos curtos.

Toda a análise estatística que precedeu a construção deste capítulo — incluindo a análise de normalidade da distribuição dos dados, correlações e níveis de significância, bem como testes estatísticos de diferença entre médias de distintas demografias — está detalhada no Apêndice B.

### 4.1 Características da amostra

A amostra foi composta por 76 estudantes de Ciência da Computação da UEPB (Campus VII). Como ilustrado na Figura 2 (e indicado na Tabela 2 nos Apêndices), 80,26% dos participantes assumem o gênero masculino ( $n = 61$ ), e 88,16% pertencem à faixa etária de 18 a 25 anos ( $n = 67$ ). A maioria (42,11%,  $n = 32$ ) indicou o *Instagram Reels* como principal aplicativo de vídeos curtos, seguido do *TikTok* (34,21%,  $n = 26$ ) e do *YouTube Shorts* (23,68%,  $n = 18$ ).

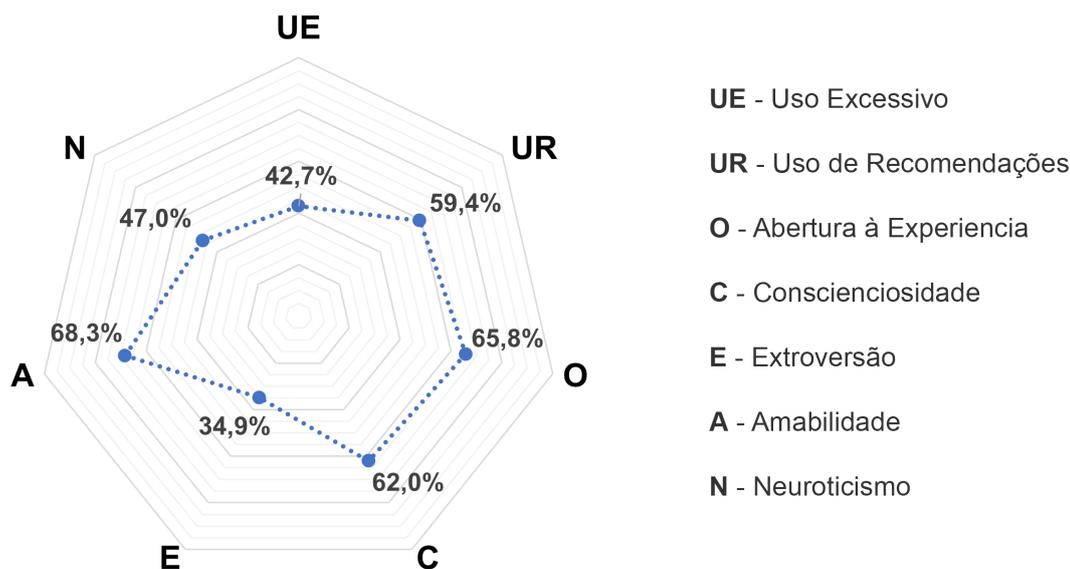
Figura 2 – Gráficos de pizza da demografia dos participantes



Fonte: autoria própria (2024).

Na Figura 3 (e na Tabela 3 nos Apêndices), são apresentadas as médias da amostra de participantes para as variáveis numéricas. Enquanto UE indica ‘Uso Excessivo’, e UR abrevia o ‘Uso de Recomendações’, os traços de personalidade ‘Abertura à Experiência’, ‘Conscienciosidade’, ‘Extroversão’, ‘Amabilidade’ e ‘Neuroticismo’ são representados, respectivamente, pelas letras do popular acrônimo OCEAN. Cada variável segue uma escala que vai de 0 a 1.

Figura 3 – Perfil dos participantes, com os valores médios da amostra



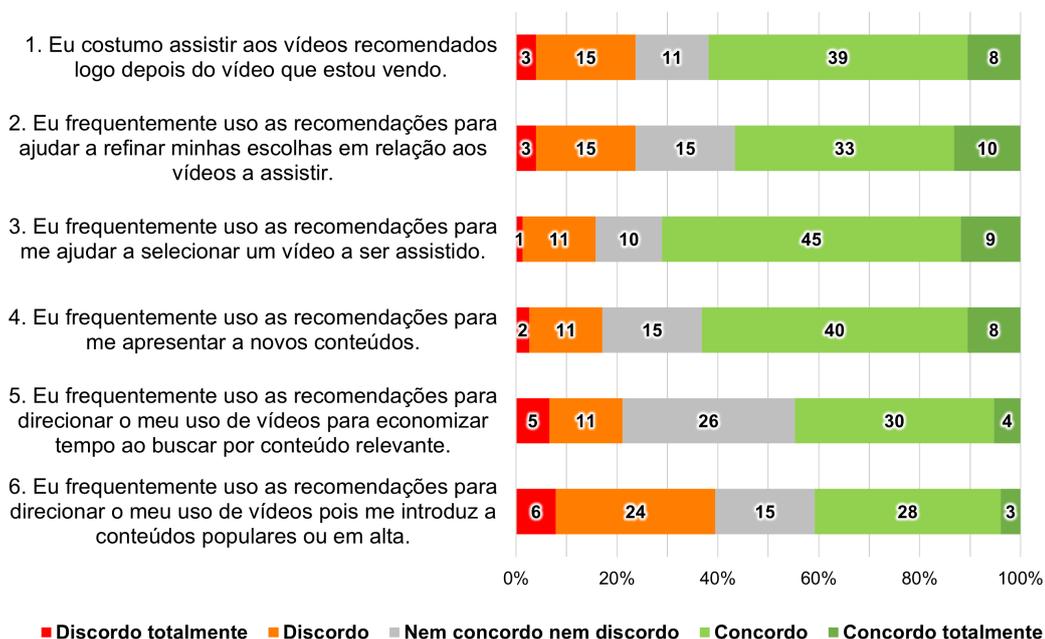
Fonte: autoria própria (2024).

Nas Figuras 4 e 5, está representada a opinião (concordância/discordância) dos participantes para as afirmativas de uso de recomendações e de uso excessivo de aplicativos de vídeos curtos. Destaca-se o resultado de que cerca de 47% dos participantes concordam, em algum nível, com a afirmação “Eu tenho dificuldade em focar nos estudos ou trabalho devido a esse aplicativo de vídeos curtos”, ao se referirem ao seu aplicativo de escolha.

Também percebe-se como que, para esses respondentes, os SR são uma das características mais fundamentais desse tipo de aplicativo, visto que se obteve uma média de quase 60% referente ao Uso de Recomendações, e cerca de 71% dos participantes concordam, em algum nível, com a afirmação, “Eu frequentemente uso as recomendações para me ajudar a selecionar um vídeo a ser assistido”.

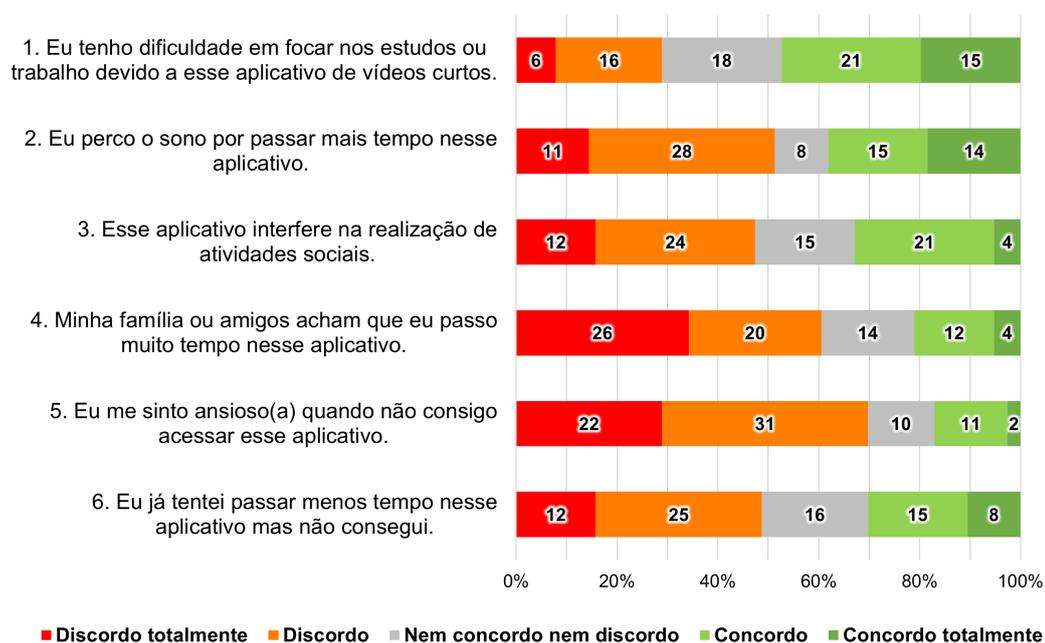
Por fim, na Tabela 1, são apresentadas as principais correlações obtidas entre cada uma das variáveis consideradas no estudo com os escores de Uso Excessivo e Uso de Recomendações.

Figura 4 – Percepção dos participantes sobre seus hábitos de uso de recomendações



Fonte: autoria própria (2024).

Figura 5 – Percepção dos participantes sobre seus hábitos de uso referente ao uso excessivo



Fonte: autoria própria (2024).

Tabela 1 – Principais correlações obtidas entre as variáveis

		UE	UR
UE	(r Pearson)	—	
UR	(r Pearson)	0,249*	—
O	(rho Spearman)	-0,112	0,042
C	(rho Spearman)	-0,396***	-0,233*
E	(rho Spearman)	-0,127	-0,104
A	(rho Spearman)	-0,149	-0,038
N	(rho Spearman)	0,277*	0,245*

\*A correlação é significativa com  $\alpha = 0,05$ .

\*\*\*A correlação é significativa com  $\alpha = 0,001$ .

Fonte: autoria própria (2024).

## 4.2 Verificação da relação entre uso excessivo e traços de personalidade

Conforme os dados da Tabela 1, os únicos traços de personalidade que demonstraram correlação significativa com o uso excessivo foram o neuroticismo ( $\rho = 0,277$ , com  $\alpha = 0,05$ ), que se mostrou ter uma relação positiva e fraca, e a conscienciosidade ( $\rho = -0,396$ , com  $\alpha = 0,001$ ) com uma relação negativa e fraca. Os resultados obtidos corroboram as hipóteses H1 e H2.

Esses resultados indicam que, quanto maior a predominância de traços neuróticos no indivíduo, mais vulnerável ele é ao desenvolvimento de um uso desadaptativo. Indivíduos com escores altos de neuroticismo são descritos como inseguros, ansiosos, temperamentais e autoindulgentes (Feist; Feist; Roberts, 2015). Devido a uma maior sensibilidade às emoções negativas, podem se voltar a um aplicativo de vídeos curtos como ferramenta mal adaptativa de escape para se distraírem de seus problemas, o que pode acarretar no desenvolvimento do uso excessivo.

Por outro lado, a conscienciosidade atua como um traço protetor contra o uso excessivo, de modo que, quanto maior o escore nesse traço, menores são as chances de desenvolver esse comportamento. Indivíduos com altos níveis de conscienciosidade tendem a ser perseverantes, organizados, pontuais e disciplinados (Feist; Feist; Roberts, 2015). Essas características contribuem para uma maior autoconsciência em relação aos próprios hábitos de uso, facilitando o autocontrole e reduzindo o risco de desenvolver um padrão de uso excessivo.

O estudo de Montag e Markett (2024) buscou correlação entre os cinco grandes traços de personalidade e o *TikTok Use Disorder* (Transtorno de Uso do *TikTok*). Para mensurar a personalidade dos participantes, foi utilizado o questionário BFI-10 (*Big Five Inventory-10*), que consistem de 10 itens baseados no *Big Five Inventory*. Para medição do uso excessivo de *TikTok*, os pesquisadores utilizaram o TTUD-Q (*TikTok Use Disorder-Questionnaire*), construído durante a realização da pesquisa e baseado no constructo da

OMS para Distúrbio de Games (*Gaming Disorder*).

Os resultados obtidos por Montag e Markett (2024) foram de que apenas os traços N e C apresentaram relação significativa com o uso excessivo, com o neuroticismo tendo uma relação positiva, e a conscienciosidade uma relação negativa, semelhantemente aos obtidos neste trabalho.

Em contrapartida, a pesquisa de Chung (2022) não mostrou correlação positiva entre neuroticismo e dependência de aplicativos de vídeo de formato curto. Porém, destaca que os traços neuróticos preveem a formação do uso excessivo de forma indireta, por meio da relação positiva encontrada entre neuroticismo e FOMO, visto que o FOMO se mostrou relacionado ao uso excessivo (Chung, 2022).

### 4.3 Verificação da relação entre uso excessivo e uso de recomendações

O resultado da correlação entre o Uso de Recomendações (UR) e o Uso Excessivo (UE) foi positivo, embora fraco, mas estatisticamente significativo ( $\rho = 0,249$ , com  $\alpha = 0,05$ ). Isso indica que, à medida que o uso de recomendações aumenta, há uma tendência correspondente de aumento no uso excessivo. Esses dados sugerem que os SR que geram essas recomendações exercem uma influência no comportamento de uso excessivo, o que corrobora a hipótese H3.

No entanto, a baixa força dessa correlação, em comparação às relações levemente mais fortes entre o uso excessivo e certos traços de personalidade, reforça a ideia de que os SR são um dos fatores que influenciam o uso excessivo, mas não são o principal fator agravante. Eles podem agir como um estímulo ao uso excessivo, com vídeos que atendem aos gostos de seus usuários e que podem ser exibidos um após o outro apenas com o deslizar do dedo, impulsionando os riscos de consumo de conteúdo de forma ininterrupta e prolongada. Mas certas predisposições individuais, como níveis elevados de neuroticismo e baixos de conscienciosidade, parecem ser melhores preditores do uso excessivo.

Também obtiveram-se correlações significativas entre o uso de recomendações e traços de personalidade. A relação entre UR e neuroticismo é positiva ( $\rho = 0,245$ , com  $\alpha = 0,05$ ), e entre UR e conscienciosidade é negativa ( $\rho = -0,233$ , com  $\alpha = 0,05$ ). Essas correlações assemelham-se às obtidas entre os mesmos traços de personalidade e a variável UE, indicando que indivíduos com predisposições ao uso excessivo também utilizam mais intensamente de recomendações.

Um estudo semelhante é o de Hasan, Jha e Liu (2018), que teve como um de seus objetivos investigar a relação entre o uso excessivo de serviços de *streaming* de vídeo (*YouTube* e *Netflix*) e os SR implementados neles. O estudo foi conduzido utilizando o método de coleta de dados por *survey*.

Uma semelhança significativa com esta pesquisa é a utilização do instrumento *Use of Recommendations*. No entanto, para o presente trabalho, esse instrumento foi traduzido para o português e adaptado para o contexto de vídeos curtos, mas ainda

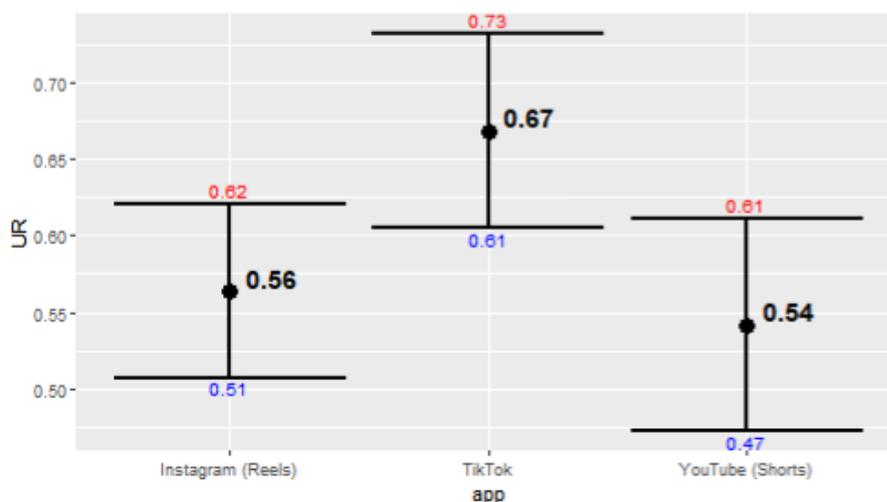
pode-se fazer uma comparação. Os resultados obtidos por Hasan, Jha e Liu (2018) indicam uma relação positiva entre o uso de recomendações e o uso excessivo, resultados similares aos encontrados nesta pesquisa.

#### 4.4 Verificação da relação entre uso de recomendações e aplicativo

Na Figura 6, é mostrado um gráfico que exibe os intervalos de confiança das médias. Esse tipo de gráfico ajuda a representar, de forma visual, a faixa de valores na qual a verdadeira média de uma população provavelmente se encontra, com um nível de confiança de 95% ( $\alpha = 0,05$ ) — ou seja, existe uma chance de 95% de que a verdadeira média esteja dentro desse intervalo.

No gráfico, cada média é destacada como um ponto preto em negrito, enquanto os limites que definem o intervalo são representados por linhas: o limite inferior está com o valor em azul e o limite superior com o valor em vermelho. Esses intervalos são importantes porque mostram não apenas o valor médio, mas também a incerteza ou a variabilidade associada a ele, ajudando a interpretar os dados com maior clareza.

Figura 6 – Intervalos de confiança das médias referentes ao uso de recomendações por aplicativo



Fonte: autoria própria (2024).

Em termos interpretativos, quando os intervalos de confiança de dois grupos se sobrepõem de forma significativa, isso indica que as médias desses grupos provavelmente não são estatisticamente diferentes. Por outro lado, se a sobreposição for parcial ou inexistente, pode haver uma diferença significativa entre as médias. Nesses casos, é recomendável realizar testes estatísticos adicionais para confirmar se a diferença é de fato estatisticamente relevante. Para garantir conclusões mais precisas e evitar depender apenas da observação visual, foram realizados testes estatísticos em ambos os casos.

Ao analisar as médias de diferentes grupos de usuários em cada aplicativo considerado neste estudo, conforme ilustrado na Figura 6 (e detalhado na Tabela 4, nos

Apêndices), observa-se que o *TikTok* apresenta uma média mais elevada na variável *Uso de Recomendações* ( $\bar{x} = 0,67$ ) em comparação aos demais aplicativos.

Apesar de existir uma pequena sobreposição entre os intervalos de confiança do *TikTok* em relação ao intervalo do *Instagram Reels* e *YouTube Shorts*, os testes estatísticos aplicados (*T* e *Mann-Whitney U*) indicam que essa diferença é estatisticamente significativa, conforme demonstrado na Tabela 9 dos Apêndices. Esse resultado sugere que os usuários de *TikTok* tem um maior apreço às recomendações geradas por SR, se comparado com aqueles que utilizam *Reels* do *Instagram* ou *Shorts* do *YouTube*. A partir disso, a hipótese H4 é corroborada.

Segundo Zhao (2021), algumas das principais características que diferenciam o *TikTok* de seus concorrentes são a implementação de avançados algoritmos de IA e estratégias eficazes de distribuição de conteúdo, fatores que permitem a plataforma oferecer recomendações que melhor se encaixam aos gostos dos usuários. Assim, o resultado de que usuários de *TikTok* utilizam mais de recomendações indicia que o SR do *TikTok* pode apresentar maior robustez se comparado aos concorrentes considerados.

Entretanto, também deve-se levar em consideração as diferentes características entre essas redes. Enquanto que o *Instagram* originalmente foi criado seguindo os moldes de uma rede social, sua funcionalidade de *Reels* foi adicionada posteriormente. No caso do *YouTube*, sua implementação de *Shorts* também é apenas uma parte do ecossistema dessa plataforma de vídeos. Por outro lado, desde sua concepção, o *TikTok* teve por objetivo ser uma plataforma de vídeos curtos com foco no entretenimento, distanciando-se dos conceitos mais tradicionais de redes sociais.

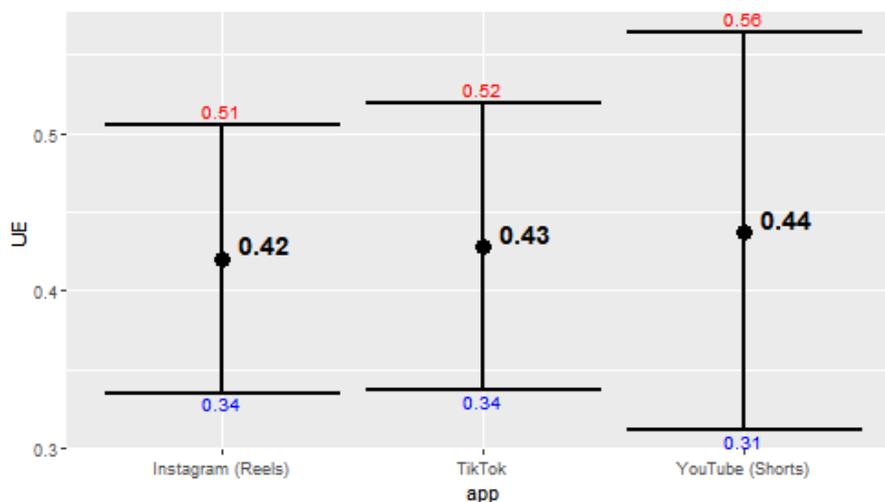
Ou seja, como as funcionalidades de vídeos curtos do *Instagram* e *YouTube* são apenas parte do todo, seus usuários talvez utilizem essas funcionalidades de forma secundária, ao passo que o *TikTok* é em grande parte construído em volta desse conceito, o que também pode explicar o seu maior escore de UR. Infelizmente, não foram obtidas respostas de usuários de outras plataformas especializadas em vídeos curtos na amostra de participantes, o que permitiria uma análise mais detalhada desta hipótese.

#### 4.5 Verificação da relação entre uso excessivo e aplicativo

Sendo as hipóteses H3 e H4 corroboradas, por consequência esperou-se que a hipótese H5 também fosse corroborada. Ou seja, considerando que SR tem influência no uso excessivo, e que usuários de *TikTok* utilizam mais intensamente de recomendações, logo, esperou-se que usuários desta plataforma apresentassem maiores escores de uso excessivo, o que não foi o caso.

Os grupos de usuários de cada aplicativo apresentaram médias de uso excessivo similares, sem diferença estatística evidente, como observável nos intervalos de confiança ilustrados na Figura 7 (e na Tabela 5 nos Apêndices, que apresenta as médias e desvios-padrão), e conforme resultados dos testes *T* e *Mann-Whitney U* (de acordo com a Tabela 10

Figura 7 – Intervalos de confiança das médias referentes ao uso excessivo por aplicativo



Fonte: autoria própria (2024).

nos Apêndices). A partir desse resultado, pode-se retomar a interpretação de que a variável SR tem fraca influência no uso excessivo, e que predisposições do usuário, como seus traços de personalidade, são melhores previsores da exposição ao uso excessivo.

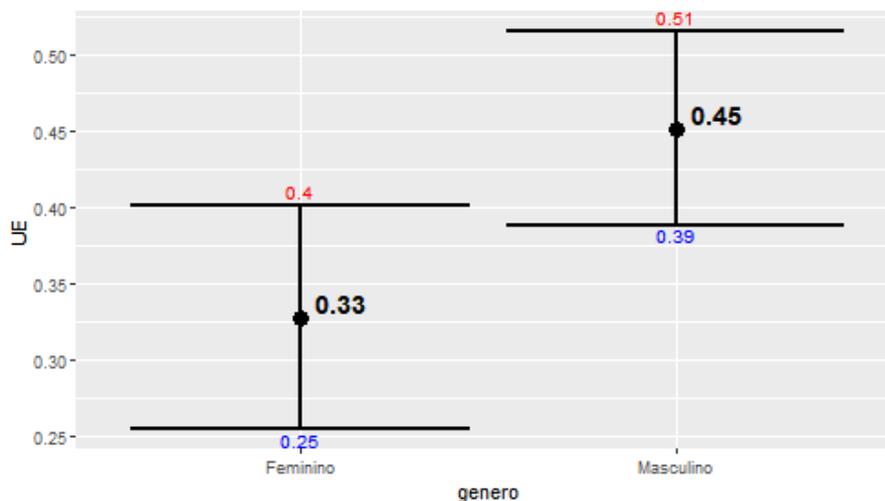
É pertinente comentar, no contexto da Figura 7, que o intervalo de confiança referente ao *YouTube (Shorts)* apresenta uma faixa mais ampla (de 0,31 a 0,56), enquanto os intervalos referentes ao *Instagram (Reels)* e ao *TikTok* são mais estreitos e semelhantes entre si. Essa diferença pode ser explicada pela menor quantidade de respondentes que indicaram o *YouTube (Shorts)* como principal aplicativo de vídeos curtos. Como o tamanho da amostra influencia diretamente a precisão das estimativas, a menor quantidade de respostas para o *YouTube (Shorts)* resulta em maior incerteza estatística, ampliando a faixa do intervalo de confiança. Assim, os intervalos mais estreitos observados para os outros dois aplicativos refletem maior precisão em suas médias estimadas devido à quantidade maior de respondentes.

#### 4.6 Verificação da relação entre uso excessivo e gênero

Participantes do gênero masculino obtiveram um escore médio maior de uso excessivo ( $\bar{x} = 0,4515$ ) que aqueles do gênero feminino ( $\bar{x} = 0,3278$ ), como ilustrado na Figura 8 (e na Tabela 5 nos Apêndices). A realização dos testes *T* e *Mann-Whitney U* indicam que essa diferença é significativa (conforme a Tabela 10 nos Apêndices). Isso corrobora a ideia da hipótese H6.

Porém, esses resultados devem ser considerados com cautela. Houve uma grande disparidade da quantidade de amostras entre ambos os gêneros, sendo o masculino composto de 61 participantes *versus* uma amostra de apenas 15 participantes do gênero

Figura 8 – Intervalos de confiança das médias referentes ao uso excessivo por gênero



Fonte: autoria própria (2024).

feminino, afetando a representatividade deste último<sup>1</sup>. Devido a esse fator, a hipótese H6 foi desconsiderada, sendo indicada a repetição deste estudo com uma amostra maior de pessoas do gênero feminino para sua confirmação.

Todavia, esse resultado indicia que aqueles do gênero masculino têm maior tendência a serem mais afetados pelo uso excessivo, assim como indicam os estudos de Becker, Boff e Freitag (2019) e de Ostovar *et al.* (2016), os quais notaram maior vulnerabilidade no gênero masculino para o desenvolvimento do vício em internet.

#### 4.7 Análise de frequência das sugestões obtidas para mitigar o uso excessivo

Os participantes tiveram a opção de sugerir, em texto livre, estratégias que indivíduos com uso excessivo possam adotar em suas vidas pessoais para mitigação do problema. No total, 55 participantes (72,4%) optaram por responder.

No Quadro 5, é apresentada a frequência das sugestões mais mencionadas. Muitos participantes recomendaram substituir o uso do aplicativo por outras atividades, como estudos, trabalho, *hobbies*, leitura de livros ou orações. Uma grande parte também sugeriu o uso de ferramentas para limitar o tempo de uso do aplicativo como uma estratégia eficaz contra o uso excessivo.

De fato, os sistemas operacionais mais popularmente utilizados nos *smartphones* atuais possuem ferramentas de limite de tempo de tela. O ‘Bem-estar Digital’, recurso desenvolvido pela *Google* para dispositivos *Android*, permite ao usuário definir limites diários para aplicativos individuais (Android, 2024). Já em sistemas *iPhone*, há o recurso ‘Limites de Apps’, com funcionalidade semelhante (Apple, 2024).

<sup>1</sup> Historicamente, a presença do gênero feminino nos cursos de computação tem sido limitada (Maia, 2016).

Quadro 5 – Frequência das sugestões dos participantes contra o uso excessivo

Sugestão	Frequência
Substituir por outra atividade	18
Limites de tempo de uso	17
Desinstalar	11
Atividades físicas	10
Atividades sociais	5

Fonte: autoria própria (2024).

Também existem soluções nativas implementadas nos APPs considerados. O *Instagram* permite que os usuários definam um limite de tempo diário, enviando lembretes sobre o tempo que passaram utilizando o aplicativo ao longo do dia (Meta, 2024). Já o *YouTube* oferece um lembrete para fazer pausas, que automaticamente interrompe a reprodução do vídeo até que o usuário decida continuar assistindo (Google, 2024). Semelhantemente, no *TikTok* é possível definir limites de tempo, como também lembretes para pausas. Este aplicativo também permite colocar lembretes de sono, que silencia notificações *push* em horários de descanso (TikTok, 2024b).

Outras estratégias frequentemente mencionadas pelos participantes incluem desinstalar o aplicativo, praticar atividades físicas e participar de atividades sociais. Na Figura 9, é ilustrada uma nuvem de palavras gerada a partir das respostas, destacando as palavras-chave mais recorrentes com tamanho de fonte maior e mais próximas ao centro da nuvem.

Figura 9 – Nuvem de palavras gerada a partir das sugestões dos participantes contra o uso excessivo



Fonte: autoria própria (2024).

## 5 CONSIDERAÇÕES FINAIS

Desde o início, este estudo partiu da premissa de que investigar o vício em aplicativos de vídeos curtos é relevante, dada a gravidade desse problema e seus impactos negativos na vida das pessoas. Este trabalho visou ampliar o conhecimento na área de interação entre traços de personalidade e SR em aplicativos de vídeos curtos. Seu principal objetivo foi identificar a influência dos SR implementados nesses aplicativos, um aspecto ainda pouco explorado na literatura.

Após a realização da pesquisa, a relevância do estudo tornou-se ainda mais evidente, destacando-se entre suas contribuições a tradução para português e aplicação do instrumento *Use of Recommendations* de Hasan, Jha e Liu (2018), adaptado especificamente ao contexto de aplicativos de vídeos curtos.

Além disso, foi traduzido o *Short-Form Video App Addiction* de Zhang, Wu e Liu (2019). Este último, originalmente utilizado para avaliar apenas usuários do *TikTok*, foi aplicado também a usuários de outras plataformas — *Instagram Reels* e *YouTube Shorts* —, uma abordagem inédita.

### 5.1 Objetivos alcançados

No projeto deste trabalho, estabeleceu-se, como objetivo geral, investigar a influência de aspectos de personalidade e dos SR empregados em plataformas de vídeos curtos na formação do uso excessivo. Atingiu-se esse objetivo ao alcançar cada um dos objetivos específicos.

O primeiro objetivo específico foi descrever as principais características dos SR e sua aplicação em aplicativos de vídeos curtos. Para isso, o referencial teórico abordou o funcionamento dos SR, seus principais tipos, conexões com outros campos de estudo e, como exemplo, sua aplicação no *TikTok*, para identificar técnicas de recomendação e estratégias de retenção de usuários.

O segundo objetivo específico buscou discorrer o conceito da personalidade na psicologia e apresentar um modelo amplamente utilizado. Esse objetivo foi atingido por meio do referencial teórico, que incluiu descrições da personalidade e do *Big Five* como modelo bastante aceito para classificar traços de personalidade.

O terceiro objetivo específico foi caracterizar as consequências psicológicas, sociais e físicas do uso excessivo desses aplicativos, bem como os fatores de risco. Esse objetivo foi alcançado por meio de uma revisão bibliográfica que revelou os impactos na saúde mental, nas relações sociais, na produtividade e no bem-estar físico.

Por fim, o quarto objetivo específico foi identificar níveis de uso excessivo entre estudantes universitários por meio de questionários, e avaliar suas relações com traços de personalidade e uso de recomendações geradas por SR. Esse objetivo foi alcançado, tendo em vista o levantamento bem sucedido que incluiu 76 estudantes universitários,

tornando-se possível analisar as relações entre as variáveis de interesse, e permitindo criar discussões a partir dos resultados obtidos.

## 5.2 Principais descobertas

Este trabalho partiu da seguinte pergunta de pesquisa: “Existe uma relação entre traços de personalidade, SR e o uso excessivo de aplicativos de vídeos curtos?”. Após a coleta e análise dos dados, confirmou-se essa relação. A hipótese de que há relação entre o uso excessivo e a personalidade do indivíduo foi validada no contexto estudado, com testes estatísticos revelando uma correlação significativa e positiva entre neuroticismo e uso excessivo, e uma correlação significativa e negativa entre conscienciosidade e uso excessivo.

A hipótese referente aos SR também foi confirmada no contexto analisado, pois os resultados apontaram uma correlação positiva e significativa entre o uso de recomendações e o uso excessivo. Como essas recomendações são geradas por SR, há indícios de sua influência no comportamento de uso excessivo. Entretanto, devido à fraca correlação obtida, concluiu-se que fatores de personalidade podem ser mais influentes no uso excessivo.

Durante a pesquisa, também foram levantadas hipóteses secundárias com base em intuições adquiridas a partir da fundamentação teórica. A hipótese de que usuários do *TikTok* utilizam mais recursos de recomendação que usuários de outros aplicativos de vídeos curtos foi corroborada. Testes estatísticos indicaram uma média significativamente maior para esses usuários, mas a baixa representatividade de aplicativos semelhantes na amostra limitou as comparações, impossibilitando afirmar se esta diferença indica a presença de um SR mais robusto.

Outra hipótese sugeria que usuários do *TikTok* apresentariam índices mais altos de uso excessivo, mas foi rejeitada, pois não se observaram valores superiores em relação a usuários de outros aplicativos. Por fim, a hipótese de que homens apresentam maiores índices de uso excessivo foi parcialmente confirmada, dado o contexto examinado, com médias significativamente mais altas, embora a baixa representatividade do gênero feminino tenha limitado essa afirmação.

## 5.3 Desafios e limitações

Quanto a sua natureza, esta pesquisa classificou-se como primária, ao buscar novas descobertas sobre o tema estudado. Quanto aos objetivos, caracterizou-se como descritiva, ao buscar relações entre variáveis, e o método de coleta de dados foi o de levantamento por meio de questionários auto-respondidos. O trabalho teve como finalidade expandir o conhecimento sobre o vício em APPs em formato curto, o que o classifica como uma pesquisa básica pura.

Diante da metodologia escolhida, encontram-se algumas limitações. Sobre a utilização de questionários auto-respondidos, os dados coletados refletem as percepções que os respondentes tem de si mesmos, o que pode ser subjetivo. Isso pode levar a dados distorcidos, pois “há muita diferença entre o que as pessoas fazem ou sentem e o que elas dizem a esse respeito” (Gil, 2017, p. 34). Quanto ao método de relação entre variáveis, utilizou-se da simples correlação linear, que não necessariamente prova uma relação de causa e efeito entre elas.

Embora tenha sido planejada a obtenção de dados de estudantes universitários no geral, apenas seis respostas foram recebidas de estudantes de outros cursos. Devido à baixa representatividade, esses dados foram desconsiderados e a população do estudo restringiu-se aos estudantes de Ciência da Computação.

Inicialmente a pesquisa teria enfoque apenas em usuários de *TikTok*, mas isso se tornou um fator limitante para a representatividade da amostra. Então, tendo em vista a popularidade de outras plataformas como o *Instagram* e *YouTube*, e visando coletar uma maior quantidade de dados para viabilizar as análises estatísticas, a pesquisa foi expandida para aplicativos de vídeos curtos no geral.

Entretanto, a representatividade da amostra ainda se revelou uma limitação. A amostra incluiu poucas pessoas do gênero feminino, o que inviabilizou a comparação dos escores médios de uso excessivo entre gêneros. Além disso, apenas três aplicativos foram mencionados pelos participantes, restringindo comparações entre diferentes grupos de usuários. No geral, o tamanho da amostra foi considerado apenas razoável, sendo que uma amostra maior aumentaria os níveis de confiança das análises estatísticas.

#### 5.4 Sugestões para trabalhos futuros

Diante das limitações identificadas neste estudo, sugere-se, para pesquisas futuras, a ampliação da amostra populacional. Uma amostra maior permitiria alcançar níveis mais elevados de confiabilidade nas análises estatísticas, fortalecendo a validade dos resultados. Ademais, recomenda-se incluir diferentes grupos populacionais, como estudantes de outros cursos ou instituições de ensino, a fim de diversificar a amostra e enriquecer a compreensão do fenômeno investigado.

Também é recomendável ampliar o estudo para incluir demografias sub-representadas nesta pesquisa, como pessoas do gênero feminino, indivíduos acima de 25 anos e usuários de outras plataformas de vídeos curtos. Fatores adicionais, como estado civil, etnia e nível de escolaridade, poderiam ser incorporados para avaliar de que forma essas variáveis se relacionam ao uso excessivo desses aplicativos.

Embora esta pesquisa tenha identificado correlações entre traços de personalidade, algoritmos de recomendação e uso excessivo de aplicativos, recomenda-se que estudos futuros explorem a relação de causalidade entre essas variáveis. Isso poderia ser realizado por meio de entrevistas qualitativas e observações de comportamento. Essas abordagens

têm o potencial de revelar compreensões mais detalhadas sobre as motivações e percepções dos usuários, oferecendo uma perspectiva mais holística do problema.

Outro caminho promissor é a aplicação de modelos de ML para prever o uso excessivo de aplicativos com base em dados de personalidade. Essa abordagem pode gerar percepções mais precisas sobre os fatores determinantes desse comportamento, contribuindo para o desenvolvimento de estratégias de intervenção mais eficazes.

## REFERÊNCIAS

- AGGARWAL, C. C. **Recommender Systems: The textbook**. 1. ed. [S.l.]: Springer, 2016. ISBN 978-3319296579.
- ÁGUA, J.; PATRÃO, I. A. M.; LEAL, I. P. Relação dos traços de personalidade com a dependência ao smartphone. *In*: LEAL, I. AND HUMBOLDT, S. AND RAMOS, C. AND VALENTE, A. AND RIBEIRO, J. (Eds.). **Actas do 12º Congresso Nacional de Psicologia da Saúde**. Lisboa: ISPA – Instituto Universitário, 2018. p. 429–437. Disponível em: <https://repositorio.ispa.pt/handle/10400.12/6206>. Acesso em: 29 de nov. de 2024.
- AGUIAR, J. J. B. **Características de personalidade identificadas via textos aplicadas à recomendação por filtragem colaborativa**. Tese (Doutorado) — Universidade Federal de Campina Grande (UFCG), 2021. Disponível em: <http://dspace.sti.ufcg.edu.br:8080/jspui/handle/riufcg/23654>. Acesso em: 29 de nov. de 2024.
- AMERICAN PSYCHIATRIC ASSOCIATION. **Manual diagnóstico e estatístico de transtornos mentais: DSM-5**. 5. ed. Porto Alegre: Artmed, 2014.
- ANDREASSEN, C. S.; PALLESEN, S.; GRIFFITHS, M. D. The relationship between addictive use of social media, narcissism, and self-esteem: Findings from a large national survey. **Addictive Behaviors**, v. 64, p. 287–293, 2017. ISSN 0306-4603. Disponível em: <https://doi.org/10.1016/j.addbeh.2016.03.006>. Acesso em: 29 de nov. de 2024.
- ANDROID. **Bem-estar digital**: Novas formas de encontrar equilíbrio para você e sua família. 2024. Disponível em: [https://www.android.com/intl/pt\\_br/digital-wellbeing/](https://www.android.com/intl/pt_br/digital-wellbeing/). Acesso em: 22 de nov. de 2024.
- APPLE. **Configure o Tempo de Uso no iPhone**. 2024. Disponível em: <https://support.apple.com/pt-br/guide/iphone/iphb0c7313c9/ios#:~:text=Defina%20um%20limite%20de%20tempo,ou%20mais%20categorias%20de%20apps>. Acesso em: 22 de nov. de 2024.
- AZAMBUJA, R. X. d.; MORAIS, A. J.; FILIPE, V. Teoria e prática em sistemas de recomendação. **Revista de Ciências da Computação**, Universidade Aberta, v. 16, p. 23–46, 2021. Disponível em: <https://doi.org/10.34627/rcc.v15i0.264>. Acesso em: 29 de nov. de 2024.
- BECKER, M. C.; BOFF, R. de M.; FREITAG, A. L. Relação entre dependência de internet e traços de personalidade em estudantes universitários. **Saúde e Pesquisa**, v. 12, n. 3, p. 503–511, 2019. Disponível em: [https://docs.bvsalud.org/biblioref/2020/03/1051621/06\\_7289-marina\\_port\\_ing\\_norm.pdf](https://docs.bvsalud.org/biblioref/2020/03/1051621/06_7289-marina_port_ing_norm.pdf). Acesso em: 29 de nov. de 2024.
- BOSLAUGH, S. **Statistics in a Nutshell**. 2. ed. Farnham, Surrey, England: O'Reilly, 2012. ISBN 978-1-4493-1682-2.
- BRASIL. **Resolução nº 510, de 07 de abril de 2016**. Conselho Nacional de Saúde, 2016. Dispõe sobre as normas aplicáveis a pesquisas em Ciências Humanas e Sociais que envolvem seres humanos. Diário Oficial da União: seção 1, Brasília, DF, 24 maio 2016. Disponível em:

[http://bvsmms.saude.gov.br/bvs/saudelegis/cns/2016/res0510\\_07\\_04\\_2016.html](http://bvsmms.saude.gov.br/bvs/saudelegis/cns/2016/res0510_07_04_2016.html). Acesso em: 21 de ago. de 2024.

CAO, H. *et al.* A maslow's hierarchy of needs analysis of social networking services continuance. **Journal of Service Management**, Emerald Group Publishing Limited, v. 24, n. 2, p. 170–190, 2013. Disponível em: <https://doi.org/10.1108/09564231311323953>. Acesso em: 29 de nov. de 2024.

CHOI, S. B.; LIM, M. S. Effects of social and technology overload on psychological well-being in young south korean adults: The mediatory role of social network service addiction. **Computers in Human Behavior**, Elsevier, v. 61, p. 245–254, 2016. ISSN 0747-5632. Disponível em: <https://doi.org/10.1016/j.chb.2016.03.032>. Acesso em: 29 de nov. de 2024.

CHUNG, D. Short-form video app dependency: The role of neuroticism, lower life satisfaction, and fear of missing out. **International Journal of Marketing, Communication and New Media**, v. 10, n. 18, 2022. ISSN 2182-9306. Disponível em: <https://doi.org/10.54663/2182-9306.2022.v10.n18.115-132>. Acesso em: 29 de nov. de 2024.

DHELIM, S. *et al.* A survey on personality-aware recommendation systems. **Artificial Intelligence Review**, v. 55, p. 2409–2454, 2022. Disponível em: <https://doi.org/10.1007/s10462-021-10063-7>. Acesso em: 29 de nov. de 2024.

FEIST, J.; FEIST, G. J.; ROBERTS, T.-A. **Teorias da personalidade**. 8. ed. São Paulo: AMGH Editora, 2015. ISBN 9780073532196.

GAO, W.; LIU, Z.; LI, J. How does social presence influence sns addiction? a belongingness theory perspective. **Computers in Human Behavior**, Elsevier, v. 77, p. 347–355, 2017. ISSN 0747-5632. Disponível em: <https://doi.org/10.1016/j.chb.2017.09.002>. Acesso em: 29 de nov. de 2024.

GIL, A. C. **Como elaborar projetos de pesquisa**. 6. ed. São Paulo: Atlas, 2017.

GOOGLE. **Lembrete para fazer uma pausa**. 2024. Disponível em: <https://support.google.com/youtube/answer/9012523?hl=pt-BR&co=GENIE.Platform%3DAndroid>. Acesso em: 22 de nov. de 2024.

GOSLING, S. D.; RENTFROW, P. J.; JR, W. B. S. A very brief measure of the big-five personality domains. **Journal of Research in personality**, Elsevier, v. 37, n. 6, p. 504–528, 2003. ISSN 0092-6566. Disponível em: [https://doi.org/10.1016/S0092-6566\(03\)00046-1](https://doi.org/10.1016/S0092-6566(03)00046-1). Acesso em: 29 de nov. de 2024.

HASAN, M. R.; JHA, A. K.; LIU, Y. Excessive use of online video streaming services: Impact of recommender system use, psychological factors, and motives. **Computers in Human Behavior**, Elsevier, v. 80, p. 220–228, 2018. ISSN 0747-5632. Disponível em: <https://doi.org/10.1016/j.chb.2017.11.020>. Acesso em: 29 de nov. de 2024.

HO, R. C. *et al.* The association between internet addiction and psychiatric co-morbidity: a meta-analysis. **BMC psychiatry**, v. 14, n. 183, p. 1–10, 2014. Disponível em: <https://doi.org/10.1186/1471-244X-14-183>. Acesso em: 29 de nov. de 2024.

JOHNSON, J. A. Web-based personality assessment. *In: 71st annual meeting of the eastern psychological association*. Baltimore, MD: Pennsylvania State University, 2000. Disponível em: <http://www.personal.psu.edu/faculty/j/5/j5j/papers/ConferencePapers/2000EPA.pdf>. Acesso em: 29 de nov. de 2024.

KAHNEMAN, D. **Rápido e devagar**: Duas formas de pensar. Rio de Janeiro: Objetiva, 2012. ISBN 9788539003839 978-8539003839.

KEMP, S. **Digital 2024**: Global overview report. DataReportal, 2024. Acesso em 25 de mai. de 2024. Disponível em: <https://datareportal.com/reports/digital-2024-global-overview-report>.

MAIA, M. M. Limites de gênero e presença feminina nos cursos superiores brasileiros do campo da computação. **Cadernos Pagu**, SciELO Brasil, p. 223–244, 2016. ISSN 1809-4449. Disponível em: <https://doi.org/10.1590/18094449201600460223>. Acesso em: 29 de nov. de 2024.

MCCRAE, R. R.; JR, P. T. C. Personality trait structure as a human universal. **American psychologist**, American Psychological Association, v. 52, n. 5, p. 509, 1997. Disponível em: <https://doi.org/10.1037//0003-066x.52.5.509>. Acesso em: 29 de nov. de 2024.

META. **Como definir um limite de tempo diário no Instagram**. 2024. Disponível em: [https://help.instagram.com/2049425491975359/?helpref=uf\\_share](https://help.instagram.com/2049425491975359/?helpref=uf_share). Acesso em: 22 de nov. de 2024.

MONTAG, C.; MARKETT, S. Depressive inclinations mediate the association between personality (neuroticism/conscientiousness) and tiktok use disorder tendencies. **BMC psychology**, v. 12, n. 1, p. 81, 2024. Disponível em: <https://doi.org/10.1186/s40359-024-01541-y>. Acesso em: 29 de nov. de 2024.

MOQBEL, M.; KOCK, N. Unveiling the dark side of social networking sites: Personal and work-related consequences of social networking site addiction. **Information & Management**, Elsevier, v. 55, n. 1, p. 109–119, 2018. ISSN 0378-7206. Disponível em: <https://doi.org/10.1016/j.im.2017.05.001>. Acesso em: 29 de nov. de 2024.

MOROMIZATO, M. S. *et al.* O uso de internet e redes sociais e a relação com indícios de ansiedade e depressão em estudantes de medicina. **Revista Brasileira de Educação Médica**, SciELO Brasil, v. 41, n. 4, p. 497–504, 2017. Disponível em: <https://doi.org/10.1590/1981-52712015v41n4RB20160118>.

MOU, X.; XU, F.; DU, J. T. Examining the factors influencing college students' continuance intention to use short-form video app. **Aslib Journal of Information Management**, Emerald Publishing Limited, v. 73, n. 6, p. 992–1013, 2021. Disponível em: <https://doi.org/10.1108/AJIM-03-2021-0080>. Acesso em: 29 de nov. de 2024.

NUNES, A. *et al.* Short scales for the assessment of personality traits: Development and validation of the portuguese ten-item personality inventory (tipi). **Frontiers in psychology**, Frontiers Media SA, v. 9, p. 461, 2018. Disponível em: <https://doi.org/10.3389/fpsyg.2018.00461>. Acesso em: 29 de nov. de 2024.

OLASINA, G.; KHESWA, S. Exploring the factors of excessive smartphone use by undergraduate students. **Knowledge Management & E-Learning**, ERIC, v. 13, n. 1, p. 118–141, 2021. ISSN 2073-7904. Disponível em: <https://doi.org/10.34105/j.kmel.2021.13.007>. Acesso em: 29 de nov. de 2024.

OSTOVAR, S. *et al.* Internet addiction and its psychosocial risks (depression, anxiety, stress and loneliness) among iranian adolescents and young adults: A structural equation model in a cross-sectional study. **International Journal of Mental Health and Addiction**,

Springer, v. 14, p. 257–267, 2016. Disponível em: <https://doi.org/10.1007/s11469-015-9628-0>. Acesso em: 29 de nov. de 2024.

REATEGUI, E. B.; CAZELLA, S. C. Sistemas de recomendação. *In: XXV Congresso da Sociedade Brasileira de Computação*. São Leopoldo/RS: Citeseer, 2005. p. 306–348. Disponível em: <https://citeseerx.ist.psu.edu/document?repid=rep1&type=pdf&doi=ff3756d0e7d480dd098b334df5006a740d11ce06>. Acesso em: 29 de nov. de 2024.

RICCI, F.; ROKACH, L.; SHAPIRA, B. **Recommender Systems Handbook**. [S.l.]: Springer, 2011. v. 2. ISBN 978-0-387-85819-7 978-0-387-85820-3.

SU, C. *et al.* Viewing personalized video clips recommended by tiktok activates default mode network and ventral tegmental area. **NeuroImage**, Elsevier, v. 237, p. 118136, 2021. Disponível em: <https://doi.org/10.1016/j.neuroimage.2021.118136>. Acesso em: 29 de nov. de 2024.

TAN, A. S.; HORNIK, R. C. Measuring exposure to direct-to-consumer advertising: A validation study in the context of cancer-related treatment advertising. **Communication methods and measures**, Taylor & Francis, v. 8, n. 1, p. 52–78, 2014. Disponível em: <https://doi.org/10.1080/19312458.2013.873780>. Acesso em: 29 de nov. de 2024.

TIKTOK. **How TikTok recommends content**. 2024. Disponível em: <https://support.tiktok.com/en/using-tiktok/exploring-videos/how-tiktok-recommends-content>. Acesso em: 22 de nov. de 2024.

TIKTOK. **Tempo de tela**. 2024. Disponível em: [https://support.tiktok.com/pt\\_BR/account-and-privacy/account-information/screen-time](https://support.tiktok.com/pt_BR/account-and-privacy/account-information/screen-time). Acesso em: 22 de nov. de 2024.

WAZLAWICK, R. S. **Metodologia de pesquisa para ciência da computação**. 3. ed. Rio de Janeiro: GEN LTC, 2020. ISBN 978-85-951-5109-3.

XIE, J.-Q. *et al.* The association between excessive social media use and distraction: An eye movement tracking study. **Information & Management**, Elsevier, v. 58, n. 2, p. 103415, 2021. ISSN 0378-7206. Disponível em: <https://doi.org/10.1016/j.im.2020.103415>. Acesso em: 29 de nov. de 2024.

YANG, Y. **Understanding Young Adults' TikTok Usage**. 2020. Undergraduate Honors Thesis — UCSD Department of Communication, University of California San Diego. Disponível em: [https://communication.ucsd.edu/\\_files/undergrad/yang-yuxin-understanding-young-adults-tiktok-usage.pdf](https://communication.ucsd.edu/_files/undergrad/yang-yuxin-understanding-young-adults-tiktok-usage.pdf). Acesso em: 29 de nov. de 2024.

ZHANG, N. *et al.* A cross-national study on the excessive use of short-video applications among college students. **Computers in Human Behavior**, Elsevier, v. 145, p. 107752, 2023. ISSN 0747-5632. Disponível em: <https://doi.org/10.1016/j.chb.2023.107752>. Acesso em: 29 de nov. de 2024.

ZHANG, X.; WU, Y.; LIU, S. Exploring short-form video application addiction: Sociotechnical and attachment perspectives. **Telematics and Informatics**, Elsevier, v. 42, p. 101243, 2019. ISSN 0736-5853. Disponível em: <https://doi.org/10.1016/j.tele.2019.101243>. Acesso em: 29 de nov. de 2024.

---

ZHAO, Z. Analysis on the “douyin (tiktok) mania” phenomenon based on recommendation algorithms. *In: EDP SCIENCES. E3S Web of Conferences*. 2021. v. 235, p. 03029. Disponível em: <https://doi.org/10.1051/e3sconf/202123503029>. Acesso em: 29 de nov. de 2024.

## APÊNDICE A – TABELAS ADICIONAIS

A seguir, são apresentadas tabelas complementares que fornecem informações adicionais sobre os resultados discutidos no Capítulo 4. Essas tabelas visam oferecer uma visão mais detalhada dos dados, facilitando a compreensão e interpretação.

Tabela 2 – Demografia dos participantes

<b>Categoria</b>	<b>N</b>	<b>(%)</b>
<b>Gênero</b>		
Masculino	61	(80,26%)
Feminino	15	(19,74%)
<b>Faixa Etária</b>		
18-25 anos	67	(88,16%)
26-35 anos	5	(6,58%)
36-45 anos	4	(5,26%)
Acima de 46 anos	0	(0%)
<b>Aplicativo</b>		
<i>Instagram (Reels)</i>	33	(43,42%)
<i>TikTok</i>	26	(34,21%)
<i>YouTube (Shorts)</i>	17	(22,37%)

Fonte: autoria própria (2024).

Tabela 3 – Médias e desvios-padrão das variáveis

<b>Variáveis</b>	<b>Média</b>	<b>DP</b>
UE	0,4271	0,2377
UR	0,5943	0,1628
O	0,6579	0,1688
C	0,6201	0,2046
E	0,3487	0,2357
A	0,6826	0,1749
N	0,4704	0,203

Fonte: autoria própria (2024).

Tabela 4 – Médias e desvios-padrão de uso de recomendações por demografia

<b>Categoria</b>	<b>Média</b>	<b>DP</b>
<b>Geral</b>		
UR	0,5943	0,1628
<b>Gênero</b>		
UR - Masculino	0,5888	0,1627
UR - Feminino	0,6167	0,1668
<b>Aplicativo</b>		
UR - <i>Instagram (Reels)</i>	0,5638	0,1629
UR - <i>TikTok</i>	0,6683	0,1561
UR - <i>YouTube (Shorts)</i>	0,5417	0,14

Fonte: autoria própria (2024).

Tabela 5 – Médias e desvios-padrão de uso excessivo por demografia

<b>Categoria</b>	<b>Média</b>	<b>DP</b>
<b>Geral</b>		
UE	0,4342	0,2341
<b>Gênero</b>		
UE - Masculino	0,4604	0,2467
UE - Feminino	0,3278	0,1326
<b>Aplicativo</b>		
UE - <i>Instagram (Reels)</i>	0,4268	0,2414
UE - <i>TikTok</i>	0,4279	0,2256
UE - <i>YouTube (Shorts)</i>	0,4583	0,2447

Fonte: autoria própria (2024).

## APÊNDICE B – ANÁLISE ESTATÍSTICA

Neste apêndice, são apresentados detalhes da análise estatística referente aos Resultados e Discussões, que consiste na análise principal da pesquisa descrita neste documento. Inicialmente são apresentadas as análises referentes à normalidade dos dados, correlações e seus níveis de significância. Por fim, são expostos os resultados de outros testes estatísticos realizados (*T* e *Mann-Whitney U*). A principal referência utilizada foi a obra de Boslaugh (2012).

### B.1 Análise da normalidade dos dados

Para verificar a significância de correlações, como também para confirmar se há diferenças, com significância estatística, entre os escores de diferentes grupos demográficos da amostra, a normalidade dos dados foi verificada para determinar se seriam aplicados testes estatísticos paramétricos ou não paramétricos. Os testes de *Shapiro-Wilk* e *Anderson-Darling* consideram as seguintes hipóteses:

- Hipótese Nula (H0): Os dados vêm de uma população que tem distribuição normal.
- Hipótese Alternativa (H1): Os dados não vêm de uma população de distribuição normal.

O teste de *Shapiro-Wilk* calcula uma estatística *W* e o p-valor indica a probabilidade de que os dados observados sejam consistentes com a hipótese nula (H0). O teste de *Anderson-Darling* computa a estatística *A* e o p-valor é a probabilidade dessa estatística ter o valor computado caso H0 seja verdade.

A análise da normalidade dos dados, conforme mostrado na Tabela 6, revela que apenas as variáveis UE e UR apresentaram p-valores maiores que 0,05. Para esses dois casos, não se rejeita H0, sendo possível dizer, com 95% de confiança, que os dados vêm de uma população que tem distribuição normal. Todavia, para todas as variáveis que representam traços de personalidade, rejeitou-se a H0, sendo possível dizer, com 95% de confiança, que os dados não seguem uma distribuição normal.

### B.2 Correlações e níveis de significância

O teste de correlação entre duas variáveis numéricas (*X*, *Y*) e o cálculo do nível de significância é dependente da condição de que a distribuição conjunta de (*X*, *Y*) é normal bidimensional. No caso de distribuição normal, utiliza-se o coeficiente de *Pearson*. Caso a condição de normalidade não seja atendida, utiliza-se a correlação de *Spearman*, como alternativa não paramétrica.

Nas Tabelas 7 e 8, são indicados, respectivamente, os valores de correlação de *Pearson* e de *Spearman*, obtidos na pesquisa, em que os asteriscos destacam os níveis de significância da correlação.

Tabela 6 – P-valores obtidos na execução dos testes *Shapiro-Wilk* e *Anderson-Darling*

	<i>Shapiro-Wilk</i>	<i>Anderson-Darling</i>
UE	0,20191*	0,30372*
UR	0,21262*	0,08219*
O	0,00035	1e-05
C	0,00044	6e-05
E	0,00145	0,0010
A	0,00016	0,0000
N	0,02004	0,00155

\*  $p > 0,05$

Fonte: autoria própria (2024).

Tabela 7 – Valores de correlação de *Pearson*

	UE	UR	O	C	E	A	N
UE	—						
UR	0,249*	—					
O	-0,126	0,042	—				
C	-0,336**	-0,363**	-0,025	—			
E	-0,113	-0,079	0,216	0,347**	—		
A	-0,132	-0,108	-0,143	0,357**	0,249*	—	
N	0,256*	0,271*	-0,117	-0,320**	-0,134	-0,344**	—

\*  $p < 0,05$ , \*\* $p < 0,01$ , \*\*\* $p < 0,001$

Fonte: autoria própria (2024).

Tabela 8 – Valores de correlação de *Spearman*

	UE	UR	O	C	E	A	N
UE	—						
UR	0,207	—					
O	-0,112	0,042	—				
C	-0,396***	-0,233*	-0,046	—			
E	-0,127	-0,104	0,217	0,307**	—		
A	-0,149	-0,038	-0,103	0,221	0,197	—	
N	0,277*	0,245*	-0,076	-0,261*	-0,132	-0,319**	—

\*  $p < 0,05$ , \*\* $p < 0,01$ , \*\*\* $p < 0,001$

Fonte: autoria própria (2024).

A única correlação de *Pearson* levada em consideração para esta pesquisa foi entre as variáveis UR e UE, visto que foram as únicas que apresentaram distribuição normal após análise de normalidade, e com diferença no nível de significância em relação à correlação de *Spearman*. Todas as demais correlações relevantes para este trabalho encontram-se na Tabela 8. É pertinente destacar estas correlações:

- UE e UR: A correlação de *Pearson* de 0,249 entre as variáveis é significativa ( $p < 0,05$ ),

sugerindo uma relação entre o uso de recomendações e o uso excessivo.

- UE e C: A correlação de *Spearman* de -0,396 entre as variáveis é altamente significativa ( $p < 0,001$ ), reforçando que maiores níveis de conscienciosidade estão fortemente associados a um menor uso excessivo.
- UE e N: A correlação de *Spearman* de 0,277 entre as variáveis é significativa ( $p < 0,05$ ), indicando que níveis mais altos de neuroticismo estão associados a um maior uso excessivo.
- UR e C: A correlação de *Spearman* de -0,233 entre as variáveis é significativa ( $p < 0,05$ ), e indica uma tendência de menor uso de recomendações entre indivíduos mais conscienciosos.
- UR e N: A correlação de *Spearman* de 0,245 entre as variáveis é significativa ( $p < 0,05$ ), sugerindo que pessoas com maior neuroticismo tendem a utilizar mais as recomendações.

### B.3 Testes *T* e *Mann-Whitney U*

Na Tabela 9 e na Tabela 10, são apresentados os p-valores resultantes dos testes *T* (paramétrico) e *Mann-Whitney U* (não paramétrico) realizados par a par, sendo a Tabela 9 para as diferentes médias de Uso de Recomendações, por demografia, e a Tabela 10 para o Uso Excessivo.

Tabela 9 – P-valores dos Testes *T* e *Mann-Whitney U* para Uso de Recomendações de diferentes demografias

Par de variáveis	Teste <i>T</i>	Teste <i>Mann-Whitney U</i>
UR Masculino e UR Feminino	0,566432	0,309474
UR <i>Reels</i> e UR <i>TikTok</i>	0,016048*	0,041741*
UR <i>Reels</i> e UR <i>Shorts</i>	0,616103	0,791618
UR <i>TikTok</i> e UR <i>Shorts</i>	0,007653*	0,012497*

\* p-valor < 0,05 ( $\alpha$ )

Fonte: autoria própria (2024).

Tabela 10 – P-valores dos Testes *T* e *Mann-Whitney U* para Uso Excessivo de diferentes demografias

Par de variáveis	Teste <i>T</i>	Teste <i>Mann-Whitney U</i>
UE Masculino e UE Feminino	0,011846*	0,046035*
UE <i>Reels</i> e UE <i>TikTok</i>	0,906533	0,918818
UE <i>Reels</i> e UE <i>Shorts</i>	0,820004	0,792331
UE <i>TikTok</i> e UE <i>Shorts</i>	0,897828	0,923698

\* p-valor < 0,05 ( $\alpha$ )

Fonte: autoria própria (2024).

O teste  $T$  foi usado para variáveis com distribuição aproximadamente normal, enquanto o teste *Mann-Whitney U* foi aplicado às variáveis sem distribuição normal. Isso permitiu avaliar se as diferenças entre as categorias demográficas eram estatisticamente significativas, garantindo uma análise robusta.

Quando o p-valor obtido para um determinado par de categorias demográficas é menor ou igual ao nível de significância ( $\alpha$ ) de 0,05, é possível rejeitar a hipótese nula de que, em média, as demografias são iguais em relação à métrica avaliada. Observa-se, então, as médias das amostras para decidir qual categoria se sobressai. Caso contrário (p-valor  $> 0,05$ ), não é possível rejeitar a hipótese nula, indicando a inexistência de diferença significativa entre as categorias do par.

## APÊNDICE C – TCLE E INSTRUMENTOS ADICIONAIS

Nas próximas páginas, encontra-se o TCLE assinado por cada participante, e itens adicionais utilizados no questionário, como a ficha demográfica e a seção de proposta de intervenção.

Seção 1 de 9

### O Uso Excessivo de Aplicativos de Vídeo Curto e a Influência dos Algoritmos de Recomendação e Personalidade

B I U ↻ ✖

**TERMO DE CONSENTIMENTO LIVRE E ESCLARECIDO**

Prezado(a),

Você está sendo convidado(a) a participar da pesquisa intitulada "O USO EXCESSIVO DE APLICATIVOS DE VÍDEO CURTO E A INFLUÊNCIA DOS ALGORITMOS DE RECOMENDAÇÃO E PERSONALIDADE", conduzida por o discente André Alves Correia e orientada por Janderson Jason Barbosa Aguiar. Sua participação é totalmente voluntária. Leia atentamente as informações a seguir antes de decidir continuar:

**Justificativa e Objetivo da Pesquisa:**  
A popularidade crescente de aplicações como o TikTok levanta preocupações sobre o uso excessivo e seus efeitos negativos. Esta pesquisa visa avaliar como os algoritmos de recomendação influenciam nesse uso excessivo e identificar aspectos de personalidade que podem agravar a situação.

**Procedimento:**  
Este questionário é voltado para **estudantes universitários utilizadores de aplicativo de vídeos curtos**. Você responderá a um questionário eletrônico composto de perguntas de múltipla escolha simples, e uma pergunta opcional aberta. O questionário mede sua personalidade, uso das recomendações e grau de uso excessivo. O tempo médio de resposta é de cerca de 5 minutos.

**Confidencialidade:**  
Seus dados serão mantidos em sigilo absoluto conforme a Lei Geral de Proteção de Dados Pessoais (LGPD), garantindo sua anonimidade antes, durante e após o estudo. Esta pesquisa é anônima, visto que não coleta informações de identificação do participante.

**Riscos e Benefícios:**  
Os riscos desta pesquisa são mínimos, semelhantes aos do cotidiano, como cansaço ou constrangimento ao responder questões sensíveis. Para minimizar os riscos, você pode interromper momentaneamente e continuar em outro momento, ou desistir da pesquisa a qualquer momento sem penalização. Como benefício por sua participação, você pode optar por receber os resultados do seu teste de personalidade por e-mail, que conterá informações úteis para o seu autoconhecimento.

**Contato:**  
Em caso de dúvidas, entre em contato com André Alves Correia pelo telefone (83) 98634-7040 ou e-mail: [andre.correia@aluno.uepb.edu.br](mailto:andre.correia@aluno.uepb.edu.br).

Para baixar o TCLE, clique aqui: [https://docs.google.com/document/d/1E\\_eFvWQP-fqjfuY4PeH0IloXDpKHMD9qhDekfMvQWTg/edit?usp=sharing](https://docs.google.com/document/d/1E_eFvWQP-fqjfuY4PeH0IloXDpKHMD9qhDekfMvQWTg/edit?usp=sharing)

---

Estou de acordo com os termos explicitados acima e pretendo responder ao questionário \*

Aceito

Não Aceito

Seção 2 de 9

Dados demográficos ✕ ⋮

Descrição (opcional)

---

**Faixa Etária (idade) \***

14-15 anos

16-17 anos

18 a 25 anos

26 a 35 anos

36 a 45 anos

46 a 60 anos

Acima de 60 anos

---

**Gênero \***

Masculino

Feminino

Prefiro não informar

Outros...

---

**Curso**

Administração

Ciência da Computação

Física

Matemática

Outros...

---

**Qual o seu aplicativo de vídeos curtos principal? \***

TikTok

Kwai

Instagram (Reels)

YouTube (Shorts)

Outros...

Seção 7 de 9

Propostas de Intervenção (opcional) ✕ ⋮

Descrição (opcional)

Quais estratégias você acredita que as pessoas que usam aplicativos de vídeo curto podem adotar em suas vidas para amenizar o uso excessivo?

Texto de resposta longa

Após a seção 7 Continuar para a próxima seção ▼

Seção 8 de 9

Resultados Teste de Personalidade (opcional) ✕ ⋮

Caso queira receber os resultados do seu teste de personalidade, informe seu e-mail a seguir. O e-mail será utilizado apenas para o envio do seu teste.

E-mail

Texto de resposta curta

Após a seção 8 Enviar formulário ▼

## APÊNDICE D – EXEMPLO DE E-MAIL COM TESTE DE PERSONALIDADE

A seguir, encontra-se um exemplo de e-mail enviado automaticamente para um participante da pesquisa após o envio do formulário, contendo os resultados do seu teste de personalidade, a partir do TIPI.

Teste de personalidade Caixa de entrada x

andre.correia@aluno.uepb.edu.br  
para mim

20 de set. de 2024, 08:10

Oiá,  
a seguir estão os resultados do seu teste de personalidade (a partir do TIPI - Ten-Item Personality Inventory).

**Resultados do Teste de Personalidade**

Categoria	Pontuação (0-100)
Abertura para Experiências	80
Conscienciosidade	30
Extroversão	40
Agradabilidade	90
Neuroticismo	80

**Abertura para a Experiência: 80 de 100**

Pessoas com altos resultados são pouco convencionais, criativas, intelectuais, inquisitivas, têm imaginação fértil e gostam de ouvir opiniões novas e incomuns. Pessoas com baixos resultados são convencionais, tradicionais, não gostam de coisas estranhas e desconhecidas, são indiferentes a buscas intelectuais e não gostam de serem expostas a ideias ou visões bizarras. Estudos mostraram que tanto resultados altos quanto baixos podem ser benéficos, dependendo da tarefa. Pessoas com alta abertura tipicamente tendem a se sair melhor em buscas e pesquisas criativas, enquanto baixa abertura pode ser vantajosa em contabilidade, trabalho policial e vendas.

**Conscienciosidade: 30 de 100**

Pessoas com altos resultados são organizadas, trabalham duro, disciplinadas, eficientes, meticolosas e sistemáticas com suas coisas e seu tempo. Pessoas com baixos resultados são bagunceiras, distraídas, acham difícil encontrar motivação para terminar os trabalhos e cumprir obrigações, não se importam com trabalho incompleto ou imprecisões, e são desorganizadas com seus cronogramas e ambientes. Por outro lado, pessoas com baixa conscienciosidade podem ser mais espontâneas e brincalhonas, enquanto altos níveis de conscienciosidade podem gerar predisposições ao workaholismo e perfeccionismo.

**Extroversão: 40 de 100**

Pessoas com altos resultados são extrovertidas, animadas, sociais, falantes, assertivas, alegres e gostam de interações sociais. Pessoas com baixos resultados são reservadas, quietas, discretas e precisam de mais tempo sozinhas para se sentirem em paz. No sistema dos Cinco Grandes, a extroversão é definida como atividade dirigida para o exterior e não deve ser entendida como "pró-social". Extroversão não descreve, por exemplo, até que ponto uma pessoa tem um interesse genuíno pelos outros - apenas seu nível geral de atividades orientadas para o exterior. Pessoas introvertidas não são associais, mas simplesmente precisam de menos estimulações e precisam passar mais tempo sozinhas.

**Agradabilidade: 90 de 100**

Pessoas com altos resultados são tolerantes, gentis, amenas, altruístas e complacentes. Dado que elas valorizam se dar bem com os outros, são flexíveis com suas opiniões e relutantes em criticar ou julgar. Pessoas com baixos resultados são céticas, teimosas, briguentas, egoístas e diretas. Pessoas com baixa agradabilidade também tendem a defender suas visões e opiniões de forma intensa e têm uma visão crítica das outras pessoas. Portanto, é mais fácil simpatizar com pessoas que têm alta agradabilidade do que com pessoas que têm baixos resultados. Por outro lado, agradabilidade nem sempre é útil em situações que requerem decisões objetivas e difíceis. Estudos mostraram que baixos níveis de agradabilidade podem ser vantajosos para líderes e advogados.

**Neuroticismo: 80 de 100**

Pessoas com altos resultados são preocupadas, ansiosas, melancólicas, autoconscientes e vulneráveis ao estresse e depressão. Pessoas com baixos resultados são calmas, estáveis, serenas, não são propensas a se preocupar e não são facilmente irritáveis, estressáveis ou constrangidas. Ter baixo neuroticismo pode ser percebido como algo desejável, mas, por outro lado, pessoas com baixo neuroticismo podem ser muito descuidadas e propensas a subestimar potenciais ameaças em seus ambientes.

Obrigado por participar da pesquisa!

**Referências**

Rammstedt, B. & John, O.P. (2007). Measuring personality in one minute or less: A 10-Item short version of the Big Five Inventory in English and German. *Journal of Research in Personality*, 41.

Smith, R. (2018). Introdução aos traços e subtrações dos Cinco Grandes. IDRIabs.

1 anexo • Anexos verificados pelo Gmail

## APÊNDICE E – CARTAZ DE DIVULGAÇÃO DA PESQUISA

A seguir, encontra-se o cartaz utilizado para divulgar a pesquisa.

**Você usa o Reels do Instagram? ...** 

...TikTok, Youtube (Shorts) ou outro aplicativo semelhante?

Então participe da nossa pesquisa!

**Descubra o seu tipo de personalidade em apenas 5 minutos**

Ajude-nos a desvendar a relação entre personalidade, sistemas de recomendação e o uso excessivo, ao responder este breve questionário **anônimo**.

Pesquisa de TCC realizada por André Alves Correia e orientada por o prof. dr. Janderson Jason Barbosa Aguiar para obtenção de título de graduado em Ciência da Computação.

Contato: [andre.correia@aluno.uepb.edu.br](mailto:andre.correia@aluno.uepb.edu.br)

Escaneie com a câmera do seu celular para começar.