

2023

**MILENA CARVALHO  
DE AZEVEDO E  
CASTRO**

**VARIÁVEIS SOCIODEMOGRÁFICAS,  
PSICOLÓGICAS E TEMPO NA INTERNET COMO  
PREDITORAS DO USO DE REDES SOCIAIS**



**2023**

**MILENA CARVALHO  
DE AZEVEDO E  
CASTRO**

**VARIÁVEIS SOCIODEMOGRÁFICAS,  
PSICOLÓGICAS E TEMPO NA INTERNET COMO  
PREDITORAS DO USO DE REDES SOCIAIS**

Dissertação apresentada à Faculdade de Ciências Sociais e Tecnologia da Universidade Europeia, para cumprimento dos requisitos necessários à obtenção do grau de Mestre em Psicologia Clínica e da Saúde, realizada sob a orientação científica da Doutora Inês Saraiva Ferreira, Professora Auxiliar da *Universidade Europeia* e sob a coorientação da Professora Doutora Maria Belén Rando, Professora Auxiliar Convidada do Instituto Superior de Ciências Sociais e Políticas da *Universidade de Lisboa*.



## **Agradecimentos**

Começo por agradecer à minha orientadora, professora Doutora Inês Ferreira, pelo empenho, rigor técnico, trato respeitoso e gentil no acompanhamento deste trabalho. A sua visão atenta, crítica e oportuna, foram fundamentais para a realização de todas as etapas deste estudo.

Agradeço também a coorientação da professora Doutora Belén Rando, pelo importante contributo e participação ativa, aplicando o seu conhecimento técnico e experiência no âmbito da investigação, os quais foram essenciais para o enriquecimento deste trabalho.

Agradeço ainda, aos colegas António Esteves e Inês Xavier, pela parceria e colaboração na fase inicial deste estudo.

Agradeço à minha família e em especial à minha mãe, que além de me conceder a vida e acreditar no meu potencial, mesmo à distância, me fortaleceu através de sua torcida, compreensão e suas preciosas orações.

Por fim, o meu profundo e emocionado agradecimento ao meu marido, João Ramos, pelo amor, partilha, incentivo, companheirismo e acolhimento nos momentos mais difíceis. A nossa união, ainda mais fortalecida por este árduo percurso, foi o meu maior estímulo para a realização deste projeto.

## Resumo

Com a crescente expansão das redes sociais em todo o mundo, os investigadores têm procurado compreender os preditores da sua utilização e a relação com a saúde mental e o bem-estar. Este estudo teve como objetivo relacionar diversas variáveis sociodemográficas e psicológicas, bem como o tempo dedicado à internet com o uso de redes sociais representativas em Portugal e a nível global, nomeadamente o Instagram, WhatsApp, Facebook, YouTube, LinkedIn e outras redes (como TikTok, Twitter e BeReal). Mais especificamente, analisar o contributo explicativo de um conjunto de variáveis, entre as quais construtos psicológicos como autoestima, solidão, satisfação com a vida e o comportamento de *phubbing* na frequência de utilização das redes sociais referidas.

Foram analisados os dados de um questionário online aplicado a uma amostra de 306 pessoas adultas, com idades entre os 18 e os 79 anos ( $M = 38.0$ ,  $SD = 16.3$ ), incluindo 210 mulheres e 98 homens. Das variáveis consideradas nas análises de regressão categorial, os resultados permitiram identificar o melhor conjunto de preditores do uso de cada rede social. Em termos globais, o comportamento de *phubbing* e a idade foram as variáveis com maior poder explicativo da frequência de uso das redes sociais. Foram ainda identificadas variáveis com contributo específico para a predição da frequência do uso de cada rede. Em particular, o sexo e a escolaridade contribuíram para a rede social LinkedIn; a profissão para as redes sociais Facebook, Instagram e LinkedIn; o estado civil fez parte do modelo da rede social Instagram; a perceção de solidão contribuiu para as redes sociais WhatsApp e LinkedIn; o tempo de uso da internet nos dias de semana constou do modelo para a rede social LinkedIn; e, por último, o tempo de uso da internet nos dias de fim de semana fez parte do modelo da rede social YouTube, bem como do modelo obtido para outras redes, tais como Tiktok, Twitter e BeReal.

Estes resultados permitem ampliar o conhecimento sobre características sociodemográficas, psicológicas e o tempo de uso da internet em utilizadores adultos de redes sociais em Portugal, promovendo uma reflexão sobre fatores de risco e adaptativos no uso destas plataformas e as implicações para o domínio da saúde mental e o bem-estar.

*Palavras-chave:* redes sociais, modelos de regressão, características sociodemográficas, construtos psicológicos, tempo na internet

## Abstract

With the increasing expansion of social networks around the world, researchers have sought to understand the predictors of their use and the relationship with mental health and well-being. This study aimed to relate several sociodemographic and psychological variables, as well as the time spent on internet with the use of representative social networks in Portugal and worldwide, namely Instagram, WhatsApp, Facebook, YouTube, LinkedIn, and other networks (such as TikTok, Twitter, and BeReal). More specifically, to analyze the explanatory contribution of a set of variables, including psychological constructs such as self-esteem, loneliness, life satisfaction, and phubbing behavior in the frequency use of different social networks.

Data analyzed came from an online survey applied to a sample of 306 adults, aged between 18 and 79 years ( $M = 38.0$ ,  $SD = 16.3$ ), including 210 women and 98 men. The results of categorical regression analyses allowed to identify the best set of predictors for the use of each social network. Phubbing behavior and age were the variables with the greatest explanatory power for the frequency of use of social networks. In addition, variables with a specific contribution in predicting the frequency of use of each network were also identified. In particular, gender and education level in LinkedIn; employment status in Facebook, Instagram and LinkedIn; marital status in Instagram; loneliness in WhatsApp and LinkedIn; internet time spent on weekdays in LinkedIn, and on weekends in YouTube and in other networks (TikTok, Twitter and BeReal).

These results make it possible to expand knowledge about sociodemographic and psychological characteristics and the time of internet use in adult users of social networks in Portugal, promoting a reflection on risk and adaptive factors in the use of these platforms and the implications for the field of mental health and the well-being.

*Keywords:* social networks, regression models, sociodemographic characteristics, psychological constructs, internet time spent

## Índice

INTRODUÇÃO .....	1
ESTUDO EMPÍRICO .....	5
Resumo .....	7
1. Introdução .....	8
2. Métodos .....	10
2.1. Participantes .....	10
2.2. Procedimento .....	12
2.3. Instrumentos .....	13
2.4. Análise Estatística .....	15
3. Resultados .....	18
3.1. Rede social Instagram .....	18
3.2. Rede social WhatsApp .....	20
3.3. Rede social Facebook .....	21
3.4. Rede social LinkedIn .....	22
3.5. Rede social YouTube .....	24
3.6. Outras redes sociais (TikTok, Twitter, BeReal e outras) .....	25
4. Discussão .....	27
5. Referências .....	33
DISCUSSÃO GERAL .....	37
Discussão .....	38
Conclusão .....	44
REFERÊNCIAS .....	46
ANEXOS .....	51
Anexo 1 – Quantificações do Instagram .....	52
Anexo 2 – Quantificações do WhatsApp .....	55
Anexo 3 – Quantificações do Facebook .....	58
Anexo 4 – Quantificações do LinkedIn .....	60
Anexo 5 – Quantificações do YouTube .....	63
Anexo 6 – Quantificações de Outras redes sociais (TikTok, Twitter, BeReal, entre outros) .....	65

## Índice de Tabelas

Tabela 1. Características Sociodemográficas da Amostra .....	11
Tabela 2. Distribuição (%) de utilizadores da Amostra (n=306) que usam a internet em média de horas em dias de semana e dias de fim de semana .....	12
Tabela 3. Distribuição (%) de utilizadores da Amostra (n=306) por nível de utilização em cada rede social .....	12
Tabela 4. Variáveis independentes inseridas nas análises e respetivas escalas de medida .....	16
Tabela 5. Variáveis independentes eliminadas no processo de análise – Instagram .....	19
Tabela 6. Coeficientes do modelo de regressão para a rede social Instagram .....	19
Tabela 7. Variáveis independentes eliminadas no processo de análise – WhatsApp .....	20
Tabela 8. Coeficientes do modelo de regressão para a rede social WhatsApp .....	21
Tabela 9. Variáveis independentes eliminadas no processo da análise – Facebook .....	22
Tabela 10. Coeficientes do modelo de regressão para a rede social Facebook .....	22
Tabela 11. Variáveis independentes eliminadas no processo de análise – LinkedIn .....	23
Tabela 12. Coeficientes do modelo de regressão para a rede social LinkedIn .....	24
Tabela 13. Variáveis independentes eliminadas no processo de análise – Youtube .....	25
Tabela 14. Coeficientes do modelo de regressão para a rede social YouTube .....	25
Tabela 15. Variáveis independentes eliminadas no processo de análise – Outras redes sociais .....	26
Tabela 16. Coeficientes do modelo de regressão para as Outras Redes Sociais .....	26

## **INTRODUÇÃO**

## INTRODUÇÃO

Com a crescente disseminação da tecnologia e da internet, os sites e as plataformas de redes sociais estão cada vez mais presentes no quotidiano das pessoas em todo o mundo. Estima-se que mais de 4.76 mil milhões de pessoas, o equivalente a 58% da população mundial, utiliza redes sociais para comunicar, sendo em Portugal uma estimativa de 78.5% da população (DataReportal, 2023).

A conceção de “rede social” é abrangente e tem evoluído ao longo do tempo, sendo atualmente definida por uma variedade de plataformas *online* direcionadas para a comunicação e partilha de informações, textos, fotos e vídeos em diversas aplicações e contextos (e.g., socialização com amigos e familiares, relações amorosas, empresas e negócios, procura de emprego e *networking* profissional) (Aichner et al., 2021). As redes sociais facilitam a interação social através da partilha de experiências pessoais, propiciam oportunidades de envolvimento e permitem o acesso a diversos serviços (Naslund et al., 2020), assim como os seus recursos podem fortalecer o sentimento de pertença e a perceção de proximidade a fontes de suporte social (Abbas et al., 2021). No entanto, apesar desses benefícios, o uso das redes sociais pode tornar-se problemático e tem sido associado a diversas dificuldades psicológicas e relacionais como o *stress* devido à ansiedade pela necessidade de aprovação (Wolfers & Utz, 2022), olhar para o *smartphone* e evitar a comunicação com outras pessoas, conhecido como *phubbing* (Garrido et al., 2021), a autoavaliação por comparação social, a diminuição do bem-estar subjetivo (Verduyn et al., 2020) e o comportamento de dependência (Sun & Zhang, 2021). Com a expansão das redes sociais, os investigadores têm procurado relacionar o seu uso com diversos construtos psicológicos.

A autoestima, definida como uma autoavaliação que o indivíduo faz sobre si próprio (Consiglio & Osselaer, 2022) e da perceção das suas competências pessoais, embora parcialmente estável, pode ser influenciada por estímulos ambientais como as redes sociais (Cingel et al., 2022). No âmbito dos estudos que relacionam o uso das redes sociais e a autoestima, existem resultados diversificados, incluindo indicadores sobre o impacto negativo na autoestima gerado pela experiência de

comparação social (Jan et al., 2017), associação positiva direta entre o uso das redes sociais e uma maior autoestima (Chen & Gao, 2023) e estudos que identificam padrões mistos de associação, sugerindo que a relação entre as variáveis é específica para cada indivíduo e que devem considerar um conjunto de aspetos como a idade, o sexo e o contexto ambiental e cultural (Cingel et al., 2022).

O sentimento de solidão também tem sido relacionado com o uso das redes virtuais. Importa destacar que este construto não é sinónimo de isolamento e pode ser definido como uma experiência subjetiva desagradável que ocorre quando a rede social de um indivíduo é qualitativa ou quantitativamente insatisfatória (Bandari et al., 2019). Os preditores do sentimento de solidão abrangem fatores individuais (e.g., autoestima) e socioambientais (e.g., suporte social) (Lin et al., 2022). A relação do uso das redes virtuais com a solidão tem sido amplamente investigada, com resultados divergentes. Existem evidências de que o uso passivo das redes sociais (consumir informações publicadas sem interagir com as pessoas) pode agravar o isolamento social e o sentimento de solidão, tornando-se um fator de risco para o bem-estar (Marttila et al., 2021), e que o uso ativo constitui um importante fator de proteção à solidão (Lin et al., 2022).

O uso das redes sociais também tem sido associado ao conceito de satisfação com a vida, ou avaliação cognitiva da felicidade, e de afetos positivos e negativos (Jebb et al., 2020; Saiphoo et al., 2020). Neste âmbito, os estudos de meta-análise sinalizam resultados inconsistentes, embora a maioria das investigações indique associação baixa a moderada entre uso problemático das redes sociais e bem-estar subjetivo (Valkenburg, 2022).

Como acima referido, o comportamento de estar na presença física de uma ou mais pessoas e ignorá-la(s) utilizando o smartphone é conhecido como *phubbing* (Garrido et al., 2021). Este construto e fenómeno recente, associado ao uso problemático do smartphone (Teixeira & Freire, 2022), tem sido pouco estudado no âmbito das redes sociais. Embora não sejam claras as causas do comportamento de *phubbing* (Garrido et al., 2021), foram identificados preditores como elevado neuroticismo, baixo autocontrolo e níveis elevados de ansiedade (Fang et al., 2020). O apoio

emocional proporcionado pelas redes sociais, foi ainda identificado como um preditor significativo deste tipo de comportamento (Fang et al., 2020).

A frequência do uso das redes sociais tem sido associada a inúmeros fatores, com resultados divergentes na literatura internacional. Desconhecida a existência de estudos em Portugal, o presente trabalho tem como objetivo investigar como se relacionam diversas variáveis sociodemográficas (sexo, idade, estado civil, profissão, escolaridade), psicológicas (autoestima, solidão, satisfação com a vida e o comportamento de *phubbing*) e o tempo dedicado à internet com o uso de redes sociais representativas em Portugal na população adulta, nomeadamente WhatsApp, Facebook, YouTube, Instagram, LinkedIn e outras redes (TikTok, Pinterest, Twitter, Snapchat, entre outras) (DataReportal, 2023; Digital News Report Portugal, 2022). Mais especificamente, identificar modelos preditivos da frequência do uso de cada rede social e comprovar se estes modelos possuem preditores comuns ou se existem fatores específicos para cada rede.

A ampliação do conhecimento sobre os preditores associados à frequência de uso das redes sociais permitirá uma reflexão sobre os potenciais benefícios, riscos e comportamentos adaptativos associados à sua utilização, bem como as implicações dos resultados obtidos para o domínio da saúde mental e o bem-estar.

## **ESTUDO EMPÍRICO**

**Variáveis sociodemográficas, psicológicas e tempo na internet como preditoras do uso de redes sociais**

Inês Ferreira & Milena Castro

Faculdade de Ciências Sociais e Tecnologia, Universidade Europeia, Lisboa, Portugal

Maria Belén Rando

Instituto Superior de Ciências Sociais e Políticas, Universidade de Lisboa, Lisboa, Portugal

## Resumo

Com a crescente expansão das redes sociais em todo o mundo, os investigadores têm procurado compreender os preditores da sua utilização e a relação com a saúde mental e o bem-estar. Este estudo teve como objetivo relacionar diversas variáveis sociodemográficas, psicológicas, bem como o tempo dedicado à internet com o uso de redes sociais representativas em Portugal e a nível global, nomeadamente o Instagram, WhatsApp, Facebook, YouTube, LinkedIn e outras redes (como TikTok, Twitter e BeReal). Mais especificamente, analisar o contributo explicativo de um conjunto de variáveis, entre as quais construtos psicológicos como autoestima, solidão, satisfação com a vida e o comportamento de *phubbing* na frequência de utilização das redes sociais referidas.

Foram analisados os dados de um questionário online aplicado a uma amostra de 306 pessoas adultas, com idades entre os 18 e os 79 anos ( $M = 38.0$ ,  $SD = 16.3$ ), incluindo 210 mulheres e 98 homens. Das variáveis consideradas nas análises de regressão categorial, os resultados permitiram identificar o melhor conjunto de preditores do uso de cada rede social. Em termos globais, o comportamento de *phubbing* e a idade foram as variáveis com maior poder explicativo da frequência de uso das redes sociais. Foram ainda identificadas variáveis com contributo específico para a predição da frequência do uso de cada rede. Em particular, o sexo e a escolaridade contribuíram para a rede social LinkedIn; a profissão para as redes sociais Facebook, Instagram e LinkedIn; o estado civil fez parte do modelo da rede social Instagram; a perceção de solidão contribuiu para as redes sociais WhatsApp e LinkedIn; o tempo de uso da internet nos dias de semana constou do modelo para a rede social LinkedIn; e, por último, o tempo de uso da internet nos dias de fim de semana fez parte do modelo da rede social YouTube, bem como do modelo obtido para outras redes, tais como Tiktok, Twitter e BeReal.

Estes resultados ampliaram o conhecimento sobre características sociodemográficas e psicológicas dos utilizadores de diferentes redes sociais em Portugal, promovendo uma reflexão sobre o seu papel em práticas de risco e adaptativas no uso destas plataformas, e sobre as implicações destes resultados para o domínio da saúde mental e o bem-estar.

*Palavras-chave:* redes sociais, modelos de regressão, características sociodemográficas, construtos psicológicos, tempo na internet

## 1. Introdução

O desenvolvimento da tecnologia e da internet propiciou a difusão das redes sociais, cada vez mais presentes no cotidiano das pessoas em todo o mundo, com inúmeras possibilidades e recursos direcionados para a comunicação. O conceito de “rede social” tem também evoluído ao longo do tempo, podendo ser atualmente definida como uma plataforma *online* orientada para facilitar a comunicação e a interação entre indivíduos, em diversos contextos (e.g., pessoal, profissional, empresarial, político e social), através da difusão de conteúdos como textos, fotos e vídeos (Aichner et al., 2021). As redes sociais permitem o acesso a diversos serviços e propiciam a interação através da partilha de experiências pessoais (Naslund et al., 2020), bem como facilitam a sensação de pertença e a manutenção de vínculos, fortalecendo o suporte de pares e as fontes de apoio social (Abbas et al., 2021). Porém, apesar das vantagens, o uso excessivo e problemático das redes sociais tem sido associado na literatura a comportamentos de dependência (Sun & Zhang, 2021), diminuição do bem-estar subjetivo devido à autoavaliação negativa estimulada pela comparação social (Verduyn et al., 2020), stress e ansiedade causados pela necessidade de aprovação (Wolfers & Utz, 2022), o comportamento de ignorar a presença de uma pessoa utilizando o *smartphone*, conhecido como *phubbing* (Garrido et al., 2021), entre outras consequências psicológicas e relacionais negativas.

De modo a compreender os fatores que determinam o uso das redes sociais, os investigadores têm procurado relacionar o seu uso com diversos construtos psicológicos. O conceito de bem-estar subjetivo pode ser definido pela composição da satisfação global da vida, medida pela avaliação cognitiva da felicidade e pelos afetos positivos e negativos (Jebb et al., 2020; Saiphoo et al., 2020). Este construto psicológico tem sido frequentemente associado ao uso das redes sociais, embora os estudos de meta-análise sinalizem resultados inconsistentes (Valkenburg, 2022). A autoestima, definida como uma autoavaliação que o indivíduo faz sobre si próprio (Consiglio & Osselaer, 2022), tem sido relacionada com o uso das redes sociais, também com resultados diversificados, incluindo associação positiva (Chen & Gao, 2023) e negativa gerada pela experiência

de comparação social (Jan et al., 2017), e padrões mistos de associação determinados por um conjunto de fatores (como idade, sexo, contexto ambiental e cultural) (Cingel et al., 2022). O sentimento de solidão, quando a rede social de um indivíduo é qualitativa ou quantitativamente insatisfatória (Bandari et al., 2019), tem sido amplamente relacionada com o uso das redes virtuais. Existem evidências de que o uso passivo das redes sociais (consumir informações publicadas sem interagir com outros usuários) pode agravar o isolamento social e a solidão, tornando-se um fator de risco para o bem-estar (Martilla et al., 2021), e que o uso ativo das redes constitui um importante fator de proteção à solidão (Lin et al., 2022). O comportamento de *phubbing*, que envolve estar na presença física de uma ou mais pessoas e ignorá-la(s) utilizando o smartphone (Garrido et al., 2021), é um fenómeno recente e associado ao uso problemático do *smartphone* e da internet (Teixeira & Freire, 2022), embora ainda pouco documentado no âmbito do uso das redes sociais. Existem evidências de que o apoio emocional recebido através das redes sociais constitui um importante preditor para o aumento do comportamento de *phubbing* (Fang et al., 2020).

A frequência do uso das redes sociais tem sido associada a diversos construtos psicológicos, embora com resultados divergentes na literatura internacional. Desconhecida a existência de estudos em Portugal, o objetivo geral deste estudo é investigar como se relacionam diversas variáveis sociodemográficas (sexo, idade, estado civil, profissão, escolaridade), psicológicas (autoestima, solidão, satisfação com a vida e *phubbing*) e o tempo dedicado à internet com o uso das principais redes sociais em Portugal, nomeadamente WhatsApp, Facebook, YouTube, Instagram, LinkedIn e outras redes (tais como TikTok, Twitter, BeReal, entre outras). Mais especificamente, identificar modelos preditivos da frequência do uso de cada rede social e comprovar se estes modelos possuem preditores comuns ou se existem fatores específicos para cada rede.

## **2. Método**

### **2.1. Participantes**

Para a seleção dos participantes no estudo utilizaram-se os seguintes critérios de inclusão: indivíduos com idade igual ou superior a 18 anos, residentes em Portugal, com compreensão escrita da língua portuguesa. Foi realizada uma análise a priori da potência estatística utilizando o software G\*Power 3 (Faul et al., 2007) para um tamanho do efeito moderado, o que resultou numa dimensão de amostra de 178 indivíduos. Obteve-se uma amostra inicial de 318 participantes, dos quais foram excluídos 12 por não terem smartphone e/ou não usarem pelo menos uma rede social. Para identificar estes casos, foram inseridas duas variáveis filtro questionando sobre estes assuntos. A amostra em estudo ficou assim constituída por 306 participantes (Tabela 1), sendo considerado um tamanho amostral adequado para as análises realizadas. Os participantes tinham idades compreendidas entre os 18 e os 79 anos ( $M = 38.0$ ,  $SD = 16.3$ ), incluindo 210 mulheres e 96 homens, a maioria de nacionalidade portuguesa (94.4%). Uma caracterização da frequência de uso da internet e das redes sociais é indicada na Tabela 2 e Tabela 3, respetivamente.

**Tabela 1***Características Sociodemográficas da Amostra (n=306)*

<b>Variável</b>	<b>N</b>	<b>%</b>
Sexo		
Feminino	210	68.6
Masculino	98	31.4
Idade		
18-25	109	35.6
26-49	111	36.3
50-79	86	28.1
Escolaridade		
9º ano	9	2.9
Secundário/Tecnológico/Profissional	95	31.0
Licenciatura	149	48.7
Mestrado	40	13.1
Doutoramento	13	4.2
Profissão		
Estudante	68	22.2
Trabalhador	171	55.9
Trabalhador-estudante	36	11.8
Desempregado	8	2.6
Reformado	23	7.5
Estado Civil		
Solteiro	156	51
Casado	115	37.6
Separado/divorciado	31	10.1
Viúvo	4	1.3
Nacionalidade		
Portuguesa	289	94.4
Estrangeira	17	5.6
Área de residência		
Lisboa	235	76.8
Setúbal	25	8.2
Faro	12	3.9
Outros distritos	34	11.1

**Tabela 2**

*Distribuição (%) de utilizadores da Amostra (n=306) consoante a média de horas que usam a internet em dias de semana e de fim de semana*

<b>Escala de média de horas</b>	<b>Dias de semana</b>	<b>Dias de fim de semana</b>
Menos de 1 hora	2.9	6.2
1 a 2 horas	17.3	21.2
3 a 4 horas	24.8	29.1
5 a 6 horas	22.2	16.7
7 a 8 horas	11.8	14.1
Mais de 8 horas	20.9	12.7

**Tabela 3**

*Distribuição (%) de utilizadores da Amostra (n=306) consoante a frequência de uso de cada rede social*

<b>Nível de utilização</b>	<b>Facebook</b>	<b>YouTube</b>	<b>WhatsApp</b>	<b>Instagram</b>	<b>LinkedIn</b>	<b>Encontros</b>	<b>Outras</b>
Nunca	24.5	6.5	1.0	15.0	47.4	89.2	68.0
Às vezes	47.1	46.7	10.5	21.2	33.7	10.1	15.0
Muitas vezes	19.0	36.6	35.9	28.4	15.7	.3	12.1
Sempre	9.5	10.1	52.6	35.3	3.3	.3	4.9

## **2.2. Procedimento**

O presente estudo fez parte de um projeto de investigação mais amplo que visa analisar a relação entre construtos psicológicos, o uso de smartphone, a internet e o uso de redes sociais, tendo sido aprovado pela Conselho de Ética da Universidade Europeia. Em concordância com as Declarações Helsínquia da Associação Médica Mundial, o Código Deontológico da *American Psychological Association* e da Ordem dos Psicólogos Portugueses, a participação no estudo foi voluntária e os dados anonimizados em conformidade com a lei europeia da privacidade e segurança

de dados [Regulamento Geral da Proteção de Dados (EU) 2016/679 do Parlamento Europeu e do Conselho de 27 de abril de 2016]. Foram ainda disponibilizados os contactos dos investigadores para a necessidade de informação adicional ou para o interesse em receber os resultados do estudo desenvolvido.

O estudo foi realizado a partir de uma pesquisa de literatura e seleção criteriosa dos instrumentos que integram o protocolo de avaliação, considerando três critérios essenciais: constructos relevantes para os objetivos de investigação; instrumentos com estudos na população portuguesa e qualidades psicométricas adequadas; instrumentos com extensão reduzida, de modo a permitir um protocolo abrangente e com tempo médio de resposta entre 10 e 15 minutos. O protocolo foi integrado num questionário on-line “Como usa o telemóvel, a internet e as redes sociais?” com recurso à plataforma *Cognito Forms*, e difundido por técnica de amostragem não-probabilística (*snowball sampling*) através de redes de contactos e sociais (e.g., WhatsApp, Facebook, Instagram), durante os meses de dezembro 2022 e janeiro 2023. Os participantes tiveram acesso a um Termo de Consentimento Informado incluindo descrição do estudo, condições de participação, critérios de inclusão, tratamento dos dados pessoais, responsáveis pela investigação e consentimento de participação. Todas as respostas das questões foram obrigatórias para avançar no questionário.

### **2.3. Instrumentos**

O protocolo de avaliação abrangeu questões sociodemográficas, sobre o uso da internet e das redes sociais, bem como escalas para medir a autoestima, solidão, satisfação com a vida e o comportamento de *phubbing*. As questões sociodemográficas foram relativas à nacionalidade, sexo, distrito de residência, idade, estado civil, situação profissional e escolaridade. A informação sobre a nacionalidade e o distrito de residência foi recolhida com o intuito de caracterizar a amostra, sem pretensão de considerar estas variáveis nas análises posteriores. As questões sobre o uso da internet

e das redes sociais abarcaram o número de horas na internet num dia útil da semana e de fim de semana, redes sociais usadas (e.g., Facebook, YouTube, WhatsApp, Instagram, LinkedIn, aplicações de encontros/relacionamentos, etc.) e frequência de uso das redes sociais.

*Escala de Autoestima de Rosenberg* (Rosenberg Self-esteem Scale, RSES; Rosenberg, 1965; adaptação portuguesa: Santos & Maia, 2003). Inclui 10 itens sobre a avaliação que a pessoa faz sobre si mesma (autoavaliação da autoestima global), numa escala Likert com 4 alternativas de resposta (1 - Discordo fortemente, 2 – Discordo, 3 – Concordo, 4 - Concordo fortemente). A pontuação final varia entre 10 e 40 pontos, correspondendo à soma dos itens. Pontuações mais altas indicam uma autoestima mais elevada. No estudo da adaptação portuguesa o coeficiente alfa de Cronbach foi de .86 e no presente estudo foi de .89.

*Escala de Solidão da UCLA - versão 3* (UCLA Loneliness Scale version 3, UCLA v3; Russell, 1996; adaptação portuguesa: Sigüenza et al., 2021). Inclui 20 itens que avaliam a perceção subjetiva de solidão, assim como a vivência de isolamento social. A resposta é indicada numa escala Likert com 4 alternativas de resposta (1 - Nunca, 2 - Raramente, 3 - Às vezes, 4 - Sempre). A pontuação final varia entre 20 e 80 pontos, correspondendo à soma dos itens. Pontuações mais altas indicam uma solidão mais elevada. No estudo da adaptação portuguesa o coeficiente alfa de Cronbach foi de .91 e no presente estudo foi de .92.

*Satisfação com a Vida* (*Single-item Life Satisfaction*; Jovanovic, 2016). Escala composta por um item único para avaliar a satisfação com a vida, através da questão: “De 1 a 10, o quanto se sente satisfeito com a vida?” e por 10 opções de respostas. Quanto maior o número escolhido, maior o indicador de satisfação com a vida.

*Escala de Phubbing* (*Phubbing Scale*; Karadağ et al., 2015; adaptação portuguesa: García-Castro et al., 2022). A versão refinada (Blachnio et al., 2021) inclui 8 itens (em vez de 10) distribuídos por duas dimensões: perturbações na comunicação, nos itens 1 a 4, que avalia a frequência com que as pessoas interrompem a sua comunicação face a face devido ao uso do telemóvel (e.g., as pessoas queixam-se de eu estar no meu telemóvel); obsessão com o telemóvel, nos itens 5 a 8, que avalia a

necessidade de usar o telemóvel em contextos que não envolvem uma comunicação face a face (ex., sinto-me incompleto/a sem o meu telemóvel). A resposta é indicada numa escala Likert em que as opções de resposta variam de 1 (nunca) a 5 (sempre). A pontuação final varia entre 8 e 40 pontos, correspondendo à soma dos itens, podendo ser calculada uma pontuação para cada dimensão (entre 4 e 20 pontos). No estudo da adaptação portuguesa o coeficiente alfa de Cronbach foi de .68 e no presente estudo foi de .80.

#### **2.4. Análise Estatística**

Foi aplicada análise de regressão categórica múltipla (CATREG) com recurso ao programa estatístico IBM SPSS 28.0. A CATREG é uma técnica de análise de regressão multivariada não paramétrica, versátil quanto à natureza das variáveis que se podem considerar na análise, uma vez que admite variáveis numéricas e qualitativas, inclusivamente no que diz respeito à variável dependente. Outras técnicas de regressão não possuem esta flexibilidade (por exemplo, a regressão logística requer de uma variável dependente dicotómica e a regressão linear múltipla exige que a mesma seja quantitativa) (Almeida & Garrod, 2016).

A CATREG socorre-se do modelo de ajuste de escala ideal (*optimal scaling*). Este modelo permite transformar os valores originais das variáveis independentes e da variável dependente, aplicando um ajuste adequado ao nível de medição de cada variável. Para cada valor original é produzido um valor escalado ideal, designado por “quantificação categórica”,<sup>1</sup> que é utilizado na análise (Cilan & Can, 2014).

A aplicação desta técnica de análise apenas exige que os dados provenientes das variáveis sejam números inteiros positivos, inclusivamente os procedentes de variáveis quantitativas, e que a dimensão da amostra seja, no mínimo, superior ao número de preditores mais um. Obviamente,

---

<sup>1</sup> A expressão “quantificação categórica” deve-se ao facto de que, regra geral, a maior parte das variáveis numa regressão categorial são de natureza qualitativa.

como em qualquer análise de regressão múltipla devem eliminar-se as redundâncias de informação, idealmente de forma prévia. No entanto, deverá sempre verificar-se o indicador de tolerância, para garantir a inexistência de multicolinearidade. Este indicador informa da proporção de variância de cada variável independente que não é explicada pelas restantes variáveis independentes inseridas na análise, pelo que valores próximos de 1 serão adequados, enquanto valores baixos serão indicadores de existência de multicolinearidade.

Na tabela 4, apresentam-se as variáveis independentes inseridas nas análises e a sua escala de medida.

**Tabela 4**

*Variáveis independentes inseridas nas análises e respetivas escalas de medida*

<b>Variável</b>	<b>Escala de medida</b>
Sexo (nominal)	(1) Masculino (2) Feminino (3) Prefiro não responder
Idade (numérica)	Anos
Estado civil (nominal)	(1) Solteiro/a (2) Casado/a ou união de facto (3) Separado/a ou divorciado/a (4) Viúvo/a
Profissão (nominal)	(1) Estudante (2) Trabalhador/a por conta própria ou de outrem (3) Trabalhador-estudante (4) Desempregado/a (5) Reformado/a
Escolaridade (ordinal)	(1) Até 3º ciclo (2) Ensino Secundário ou Ensino Tecnológico/Profissional/outro (3) Bacharelato/Licenciatura (4) Mestrado (5) Doutoramento
Tempo de internet semana (horas) (ordinal)	(1) Menos de 1 hora (2) 1 a 2 horas (3) 3 a 4 horas (4) 5 a 6 horas (5) 7 a 8 horas (6) Mais de 8 horas
Tempo de internet fim de semana (horas) (ordinal)	(1) Menos de 1 hora (2) 1 a 2 horas (3) 3 a 4 horas (4) 5 a 6 horas (5) 7 a 8 horas (6) Mais de 8 horas
Satisfação com a vida (ordinal)	(1) Nada satisfeito/a a (10) Totalmente satisfeito/a
Phubbing (numérica)	Pontuação de 8 a 40
Autoestima (numérica)	Pontuação de 10 a 40
Solidão (numérica)	Pontuação de 20 a 80

*Nota.* Na variável sexo, a resposta 3 não foi selecionada.

No processo de cada análise, as variáveis com valor de tolerância baixo devem ser eliminadas de forma gradual, repetindo a análise até obter valores de tolerância próximos de 1 para cada uma das variáveis restantes. Qualquer variável com coeficiente de regressão e uma estatística de teste F não significativa deve ser eliminada, sempre de forma gradual e a começar pela variável com valor de probabilidade mais elevado (portanto, mais afastado da significância). O modelo final contém variáveis não redundantes com coeficientes de regressão estatisticamente significativos.

Para além do coeficiente de determinação ( $R^2$  e  $R^2$  ajustado) e do teste de ANOVA para a validação global do modelo, a CATREG facultava uma tabela com os coeficientes de regressão padronizados (Beta) obtidos para cada variável preditora, junto com um teste F para cada coeficiente de regressão, seus graus de liberdade (g.l.) e o valor de probabilidade associado à estatística de teste (Sig.). Da mesma forma que numa análise de regressão linear múltipla, o  $R^2$  ajustado indica a proporção de variabilidade da variável dependente que é explicada pelo modelo obtido. Modelos com maior proporção de variância explicada permitirão realizar melhores previsões. Igualmente, a importância relativa das variáveis é determinada pelo valor dos coeficientes padronizados, que permitem a comparação entre variáveis devido a estarem expressos em unidades de desvio padrão.

No entanto, a solução da CATREG não inclui uma constante no modelo. A previsão é efetuada somando os produtos dos coeficientes padronizados das variáveis predictoras pelas respectivas quantificações. O valor obtido desse somatório é comparado com as quantificações produzidas para os valores originais da variável dependente. Nessa comparação, a quantificação que coincida ou mais se aproximar do valor obtido permitirá concluir qual a previsão a partir do modelo. No presente estudo, a frequência de uso de cada uma das redes sociais foi medida através de uma *rating scale* com quatro pontos de resposta, nomeadamente, (1) Nunca, (2) Às Vezes, (3) Muitas Vezes e (4) Sempre, tendo-se produzido em cada análise as quantificações correspondentes a estas categorias de resposta.

### 3. Resultados

A seguir, apresentam-se os resultados obtidos para a frequência de uso de cada uma das redes sociais previamente mencionadas. Para reduzir a extensão dos resultados, optou-se por apresentar uma tabela com as variáveis eliminadas por redundância de informação e por ausência de significância, e a tabela dos coeficientes, com o valor do  $R^2$  ajustado. Portanto, não foram incluídas a tabela correspondente à sumarização de cada modelo nem a tabela com o teste de ANOVA para a validação global de cada modelo. As quantificações calculadas em cada análise encontram-se em anexo.

#### 3.1. Rede social Instagram

Observando os valores dos coeficientes padronizados (Beta), as variáveis que contribuem significativamente para explicar a frequência de uso da rede social Instagram são, por ordem de importância: a idade, o *phubbing*, o estado civil e a profissão. Deste conjunto de preditores, a idade e o *phubbing* são claramente os mais relevantes. Para além disso, a idade é a única variável com uma relação negativa com a frequência de uso da rede social Instagram. Estas variáveis explicam 42% da variabilidade na frequência de uso da rede.

Com base nas quantificações obtidas na transformação das variáveis (ver Anexo 1) e nos coeficientes de regressão, é possível interpretar que a frequência de uso do Instagram diminui à medida que aumenta a idade dos participantes neste estudo, enquanto a frequência de uso da rede aumenta quando aumenta o comportamento de *phubbing*. No que diz respeito ao estado civil, as quantificações revelam uma menor frequência de uso para pessoas casadas e viúvas, um aumento de uso entre solteiras e uma maior frequência entre pessoas separadas. Quanto à profissão, participantes em desemprego, reformados e estudantes mostram menor frequência de uso do Instagram, em contraposição com trabalhadores e trabalhadores-estudantes.

A tabela 5 contém as variáveis eliminadas por redundância de informação e as variáveis eliminadas por ausência de significância estatística.

**Tabela 5**

*Variáveis independentes eliminadas no processo da análise - Instagram*

<b>Multicolinearidade</b>	<b>Sem significância estatística</b>
Eliminadas de forma gradual, por esta ordem:	Eliminadas de forma gradual, por esta ordem:
1. Autoestima	1. Escolaridade
2. Satisfação com a vida	2. Tempo de internet dias de semana (horas)
3. Tempo de Internet num dia de fim de semana (horas)	3. Solidão
	4. Sexo

**Tabela 6**

*Coefficientes do modelo de regressão para a rede social Instagram*

	Coeficientes Padronizados				
	Beta	Bootstrap (1000) Estimate of Std. Error	gl	F	Sig.
Idade	-.589	.086	1	47.120	<.001
Estado civil	.097	.044	3	4.975	.002
Profissão	.075	.040	4	3.478	.009
Phubbing	.210	.046	1	21.287	<.001

R<sup>2</sup> ajustado=0,42

### 3.2. Rede social WhatsApp

De acordo com os resultados obtidos, a frequência de uso da rede social WhatsApp pode explicar-se a partir de um modelo constituído por três variáveis, a saber: a idade, o comportamento de *phubbing* e a percepção de solidão. As duas primeiras variáveis com semelhante impacto sobre a frequência de uso do WhatsApp e uma menor relevância da percepção de solidão. Este modelo explica 28,7% da frequência de uso desta rede.

Importa salientar a relação negativa que mantêm a idade e a solidão percebida com a frequência de uso da rede, enquanto o comportamento de *phubbing* possui de novo uma relação positiva com a variável de resposta. Considerando as quantificações dos valores das variáveis (ver anexo 2) e os coeficientes de regressão correspondentes a cada preditor, observa-se que a frequência de uso do WhatsApp diminui entre os participantes com maior idade e com maior percepção de solidão, mas aumenta quando o comportamento de *phubbing* também o faz.

A tabela 7 contém as variáveis eliminadas de forma gradual por existência de multicolinearidade e as variáveis eliminadas por não serem estatisticamente significativas.

#### Tabela 7

*Variáveis independentes eliminadas no processo da análise - WhatsApp*

<b>Multicolinearidade</b>	<b>Sem significância estatística</b>
Eliminadas de forma gradual, por esta ordem:  1. Autoestima 2. Tempo de Internet em dias de fim de semana (horas) 3. Satisfação com a vida 4. Estado civil 5. Tempo de Internet num dia de semana (horas) 6. Profissão	Eliminadas de forma gradual, por esta ordem:  1. Escolaridade 2. Sexo

**Tabela 8***Coeficientes do modelo de regressão para a rede social WhatsApp*

	Coeficientes Padronizados		gl	F	Sig.
	Beta	Bootstrap (1000) Estimate of Std. Error			
Idade	-.323	.052	1	38.831	<.001
Phubbing	.339	.048	1	50.582	<.001
Solidão	-.162	.063	1	6.580	.011

R<sup>2</sup> ajustado=0,287

### 3.3. Rede social Facebook

O modelo obtido para a frequência de uso da rede social Facebook partilha com os anteriores modelos o facto de, novamente, serem a idade e o comportamento de *phubbing* as duas variáveis mais relevantes, por esta ordem. Contudo, importa salientar que neste caso a idade possui uma relação positiva com a frequência de uso do Facebook, conseqüentemente aumentando o uso com o aumento da idade, bem como com o aumento do comportamento de *phubbing*. Relativamente à profissão, variável que tem menor impacto sobre esta rede social, o produto das quantificações e respetivo coeficiente de regressão revelam uma menor frequência de uso entre pessoas reformadas, trabalhadores-estudantes e estudantes, mas um incremento de uso entre trabalhadores, que se torna mais acentuado entre pessoas desempregadas (ver anexo 3). A proporção de variância explicada por este conjunto de variáveis é de 25,4%.

As variáveis eliminadas por existência de multicolinearidade e as variáveis eliminadas por ausência de significância encontram-se na tabela 9.

**Tabela 9***Variáveis independentes eliminadas no processo da análise - Facebook*

Multicolinearidade	Sem significância estatística
Eliminadas de forma gradual, por esta ordem:	Eliminadas de forma gradual, por esta ordem:
1. Autoestima	1. Sexo
2. Satisfação com a vida	2. Tempo de internet num dia de semana (horas)
3. Tempo de Internet num dia de fim de semana (horas)	3. Escolaridade
	4. Solidão
	5. Estado civil

**Tabela 10***Coefficientes do modelo de regressão para a rede social Facebook*

	Coeficientes Padronizados				
	Beta	Bootstrap (1000) Estimate of Std. Error	gl	F	Sig.
Idade	.532	.071	1	55.977	<.001
Profissão	.109	.044	4	6.190	<.001
Phubbing	.209	.055	1	14.536	<.001

R<sup>2</sup> ajustado=0,254

### 3.4 Rede social LinkedIn

O modelo explicativo do uso da rede social LinkedIn está constituído por seis variáveis, partilhado algumas com os modelos previamente descritos. Todavia, o único preditor comum a todos os anteriores é o comportamento de *phubbing*. Por outro lado, a frequência de uso do LinkedIn parece estar explicada por mais variáveis sociodemográficas. Quanto à relevância dos preditores, por ordem de importância, encontram-se: a escolaridade, o comportamento de *phubbing*, o tempo de

Internet num dia de semana, a profissão, a solidão percebida e, por último, o sexo. A proporção de variância explicada por este conjunto de variáveis é de 20,1%.

Tendo em conta as quantificações dos valores das variáveis (ver anexo 4) e os coeficientes de regressão padronizados, a frequência de uso do LinkedIn aumenta à medida que aumenta a escolaridade, o comportamento de *phubbing* e o tempo por dia dedicado a Internet num dia de semana. Também é maior entre pessoas desempregadas, seguidas de trabalhadoras-estudantes, e tende a ser menor entre trabalhadores, estudantes e ainda menor entre reformados. Os indivíduos do sexo masculino tendem a usar mais a rede social LinkedIn. Por último, um aumento na percepção de solidão está associado a uma menor frequência de uso desta rede.

A tabela 11 mostra as variáveis eliminadas no processo de análise devido à redundância e devido a não contribuírem significativamente para explicar a frequência de uso do LinkedIn.

**Tabela 11**

*Variáveis independentes eliminadas no processo da análise - LinkedIn*

<b>Multicolinearidade</b>	<b>Sem significância estatística</b>
Eliminadas de forma gradual, por esta ordem:  1. Estado civil 2. Autoestima 3. Satisfação com a vida 4. Idade 5. Tempo de Internet num dia de fim de semana (horas)	Eliminadas de forma gradual, por esta ordem:  Todas as variáveis são significativas

**Tabela 12***Coefficientes do modelo de regressão para a rede social LinkedIn*

	Coeficientes Padronizados		gl	F	Sig.
	Beta	Bootstrap (1000) Estimate of Std. Error			
Sexo	.110	.056	1	3.796	.052
Profissão	.162	.057	4	7.960	<.001
Escolaridade	.295	.059	4	24.856	.001
Phubbing	.224	.072	1	9.706	.002
Solidão	-.134	.060	1	4.945	.027
Tempo de Internet num dia de semana (horas/dia)	.181	.060	4	8.975	<.001

R<sup>2</sup> ajustado=0,201

### 3.5 Rede social YouTube

O tempo dedicado à Internet num dia de fim de semana junto com a idade constituem o modelo explicativo da frequência de uso da rede social Youtube, sendo que um aumento de horas na Internet resulta num maior uso desta rede social, enquanto a idade mantém uma relação inversa com a variável de resposta (ver anexo 5). O preditor mais relevante é o tempo de Internet no fim de semana. O modelo explica 14% da variância na frequência de uso do Youtube.

As variáveis eliminadas no processo de análise constam da tabela 13.

**Tabela 13***Variáveis independentes eliminadas no processo da análise - YouTube*

<b>Multicolinearidade</b>	<b>Sem significância estatística</b>
Eliminadas de forma gradual, por esta ordem:	Eliminadas de forma gradual, por esta ordem:
1. Autoestima	1. Phubbing
2. Estado civil	2. Escolaridade
3. Profissão	3. Solidão
4. Tempo de internet dias de semana (horas)	4. Sexo
5. Satisfação com a vida	

**Tabela 14***Coefficientes do modelo de regressão para a rede social YouTube*

	Coeficientes Padronizados				
	Beta	Bootstrap (1000) Estimate of Std. Error	gl	F	Sig.
Idade	-.168	.067	1	6.277	.013
Tempo de Internet num dia de fim de semana (horas/dia)	.303	.065	4	21.413	<.001

R<sup>2</sup> ajustado=0,14**3.6 Outras redes sociais (TikTok, Twitter, BeReal, entre outras)**

O modelo que explica a frequência de uso de outras redes sociais, tais como TikTok, Twitter e BeReal, entre outras, é semelhante ao descrito para a rede social Youtube, apenas diferindo nos valores dos coeficientes de regressão, que neste caso revelam uma maior importância da idade comparativamente com o tempo dedicado à Internet num dia de fim de semana. Também neste caso os participantes mais novos mostram uma maior tendência a usar estas outras redes sociais e, de

novo, um aumento no tempo dedicado à Internet no fim de semana traduz-se num maior uso destas redes sociais (ver anexo 6). Estas variáveis explicam 13,3% da variabilidade na frequência de uso deste tipo de redes.

As variáveis eliminadas no processo de análise constam da tabela 15.

**Tabela 15**

*Variáveis independentes eliminadas no processo da análise - Outras redes sociais (TikTok, Twitter, BeReal, entre outras)*

<b>Multicolinearidade</b>	<b>Sem significância estatística</b>
Eliminadas de forma gradual, por esta ordem:	Eliminadas de forma gradual, por esta ordem:
1. Profissão	1. Escolaridade
2. Satisfação com a vida	2. Phubbing
3. Estado civil	3. Sexo
4. Autoestima	4. Solidão
5. Tempo de internet dias de Semana (horas)	

**Tabela 16**

*Coefficientes do modelo de regressão para outras redes sociais (TikTok, Twitter, BeReal, entre outras)*

	Coefficientes Padronizados				
	Beta	Bootstrap (1000) Estimate of Std. Error	gl	F	Sig.
Idade	-.273	.048	1	32.534	<.001
Tempo de Internet num dia de fim de semana (horas/dia)	.204	.080	3	6.438	<.001

R<sup>2</sup> ajustado=0,133

#### 4. Discussão

Esta investigação teve como objetivo geral analisar o contributo explicativo de um conjunto de variáveis incluindo sociodemográficas, psicológicas e o tempo dedicado à internet, na frequência de utilização das redes sociais mais representativas em Portugal, nomeadamente o WhatsApp, Facebook, YouTube, Instagram, LinkedIn e outras redes (e.g., TikTok, Twitter, BeReal). De modo particular, identificar modelos preditivos da frequência do uso de cada rede social e comprovar se estes modelos possuem preditores comuns ou se existem preditores específicos para cada rede. Para este efeito, foram analisados os resultados de um questionário *online*, aplicado a uma amostra de 306 pessoas adultas, a maioria de nacionalidade portuguesa, incluindo ambos os sexos e diferentes grupos etários. Para cada rede social, foi obtido um modelo a partir de variáveis sociodemográficas (sexo, idade, escolaridade, estado civil e profissão), psicológicas (autoestima, solidão, satisfação com a vida, *phubbing*), e o tempo dedicado à internet. Estas variáveis foram selecionadas considerando a sua significância em estudos anteriores (Balta et al., 2020; Bano et al., 2019; Blachnio & Pzepiorka, 2019; Faelens et al., 2021; Laor, 2022; McAndrew & Jeong, 2012; McCashin & Murphy, 2023).

Para a frequência de uso do Instagram, o modelo é constituído pela idade, o *phubbing*, o estado civil e a profissão. Deste conjunto de preditores, a idade (com relação negativa) e o *phubbing*, são os mais relevantes, tendo-se verificado que a frequência de uso do Instagram diminui à medida que aumenta a idade dos participantes neste estudo, mas aumenta com o aumento do comportamento de *phubbing*. Corroborado com dados de estudos anteriores, a média de idade dos usuários do Instagram é significativamente mais baixa em comparação com outras redes sociais (Laor, 2022), sendo uma plataforma especialmente popular entre adolescentes e jovens adultos (Faelens et al., 2021). Possíveis argumentos para essa tendência têm relação com a elevada adaptabilidade desta rede social e a mudanças nos hábitos de consumo dos jovens (Laor, 2022), incluindo recursos que atendem às necessidades de autoapresentação e expressão de identidade, de receber reconhecimento através de reações e de interação social (Ponnusamy et al., 2020). O

reconhecimento e as necessidades sociais constituem preditores centrais de um elevado nível de utilização do Instagram (Ponnusamy et al., 2020), o qual é diretamente associado ao comportamento de *phubbing* (Balta et al., 2020). Essa relação poderá ser justificada pela necessidade dos usuários em partilhar conteúdos pessoais para promoverem a autoexpressão e obterem aceitação dos pares. Porém, este feedback pode causar dependência, um maior nível de utilização da plataforma e um aumento da propensão para o comportamento de *phubbing* (van der Schyff et al., 2022).

Relativamente ao estado civil, os resultados do presente trabalho revelam uma menor frequência de uso para pessoas casadas e viúvas, e maior uso entre solteiras e, fundamentalmente, entre pessoas separadas. Este resultado converge com estudos anteriores que indicaram o uso mais frequente e ativo entre indivíduos solteiros do que em pessoas que têm um relacionamento, justificado pela maior motivação de solteiros para conhecer pessoas novas e fazerem a manutenção de laços sociais (Laor, 2022). Quanto à profissão, participantes em situação de desemprego, reformados e estudantes mostram menor frequência de uso do Instagram, em contraposição com trabalhadores e trabalhadores-estudantes. No que diz respeito às restantes variáveis inseridas nas análises e que não ficaram no modelo final, estudos anteriores revelaram uma relação com o uso da rede social Instagram (Ponnusamy et al., 2020; Sheldon et al., 2021; Taaffe, 2022). Como previamente referido, a autoestima, a satisfação com a vida e o tempo de internet num dia de fim de semana não puderam permanecer na análise devido a problemas de multicolinearidade. O facto de existir uma partilha de informação entre variáveis independentes impossibilita que algumas possam manter-se na análise pois, como é sabido, um dos requisitos de toda análise de regressão é a ausência de redundância entre as variáveis independentes. Por outro lado, a técnica de regressão múltipla procura encontrar o modelo mais parcimonioso, sabendo-se que o modelo final poderá variar consoante o conjunto de variáveis inicialmente consideradas na análise. Daí a importância de uma seleção criteriosa das variáveis que serão inseridas no início. Na procura desse modelo simples e com o mesmo poder explicativo, a escolaridade, o tempo de internet num dia de fim de semana, a solidão percebida e o sexo foram gradualmente eliminados. Considerando que o procedimento para gerir a redundância e

para obter o modelo final é idêntico em cada análise de regressão, em diante a discussão focará no modelo final encontrado para cada rede social, uma vez que na secção dos resultados podem ser consultadas as variáveis que, em cada caso, foram eliminadas.

Em relação à rede social WhatsApp, o modelo obtido é constituído por três variáveis: a idade, o *phubbing* e a solidão. As duas primeiras variáveis têm impacto semelhante, tendo a solidão uma menor relevância. Os resultados mostram que a frequência de uso do WhatsApp diminui entre os participantes com maior idade e com maior percepção de solidão, mas aumenta quando o comportamento de *phubbing* também o faz. Em consonância com estudos anteriores, esta plataforma virtual de comunicação está enraizada no estilo de vida dos mais jovens por facilitar a interação e a formação do grupo de pares, constituindo um importante recurso no fortalecimento do suporte social e aumento do senso de comunidade e pertença (Bano et al., 2019), fatores que podem elevar o nível de utilização (Ponnusamy et al., 2020) e, por consequência do suporte social recebido, diminuir a percepção de solidão, mas aumentar a propensão ao *phubbing* (Fang et al., 2020).

No modelo do Facebook, tal como nos anteriores, a idade e o comportamento de *phubbing* são as variáveis mais relevantes, com a diferença de que neste caso também a idade possui uma relação positiva com a frequência de uso do Facebook, consequentemente aumentando o uso com o aumento da idade, bem como com o comportamento de *phubbing*. Relativamente à profissão, variável que tem menor impacto sobre essa rede social, os resultados revelam uma menor frequência de uso entre pessoas reformadas, trabalhadores-estudantes e estudantes, mas um incremento de uso entre trabalhadores, e mais acentuado entre pessoas desempregadas. Contrariamente ao resultado obtido neste estudo em relação à idade, uma investigação anterior, mas publicada há mais de uma década (McAndrew & Jeong, 2012) identificou que pessoas mais velhas tendem a usar menos o Facebook. A atual “migração de jovens” do Facebook poderá ser explicada pela disponibilidade de outras plataformas com mais conteúdos e estímulos visuais, os quais se adequam aos interesses e expectativas desse público (Laor, 2022). Por outro lado, os resultados deste estudo coincidem com os de investigações anteriores em que o *phubbing* foi também

identificado como um dos preditores do uso elevado do Facebook (Blachno & Przepiorka, 2019). Este indicador poderá ser justificado pelo importante contributo do Facebook no fortalecimento do suporte social e das conexões com o “mundo real”, através da comunicação com outros usuários e da partilha de eventos da vida privada (Laor, 2022).

Quanto ao LinkedIn, o modelo explicativo encontra-se constituído por seis variáveis predominantemente sociodemográficas, por ordem de importância: a escolaridade, o *phubbing*, o tempo de internet nos dias de semana, a profissão, a solidão e por último, o sexo. Em particular, a frequência de uso do LinkedIn aumenta à medida que aumenta a escolaridade, o comportamento de *phubbing* e o tempo por dia dedicado à internet num dia de semana e diminui ao aumentar o sentimento de solidão. Também é maior entre os indivíduos do sexo masculino comparativamente aos do sexo feminino e entre pessoas desempregadas, seguidas de trabalhadoras-estudantes, e tende a ser menor entre trabalhadores, estudantes e ainda menor entre reformados. Estudos anteriores identificaram que trabalhadores com mais anos de carreira tendem a usar mais frequentemente esta plataforma profissional (Ruparel et al., 2020), informação que poderá justificar a relação positiva entre a escolaridade e o uso desta rede social na presente investigação. A literatura destaca a visibilidade profissional como a função mais importante desta plataforma, seguida do comportamento de rede, caracterizada pela publicação de conteúdos, acompanhamento da carreira de colegas e partilha de informações (Ruparel et al., 2020). O facto de ser uma plataforma que tem como função principal a visibilidade profissional, pode explicar a maior frequência de utilização nos dias úteis da semana e entre as pessoas desempregadas e que estão à procura de recolocação profissional. O conceito de *networking*, definido pela construção e manutenção de relacionamentos interpessoais que possuem o potencial benefício de promover facilidades relacionadas com a dimensão profissional (Davis et al., 2020), é apontado como um dos principais preditores do uso do LinkedIn (Utz & Breuer, 2019). Os comportamentos de rede e *networking* proporcionam aos usuários, direta ou indiretamente, a percepção de maior suporte social, sendo este, um dos preditores

do comportamento de *phubbing* (Fang et al., 2020), o que poderá explicar a relação positiva da pontuação total de *phubbing* e o uso da rede social neste estudo.

Acerca do YouTube, o tempo de uso da internet no fim de semana e a idade constituem o modelo explicativo da frequência de uso desta rede social. Os resultados sugerem que o aumento de horas na internet resulta numa maior utilização do YouTube, enquanto a idade mantém uma relação inversa. Estudos anteriores também identificaram os adultos jovens como principais usuários desta plataforma (Bocato, 2022). O YouTube é um site de criação e partilha de vídeos sobre diversos conteúdos (e.g., música, filmes, programas, jogos, desporto, habilidades), envolvendo atividades de visualização e interação *online* (Balakrishnan & Griffiths, 2017), sendo uma plataforma em que a motivação para o entretenimento tem um efeito superior à motivação para a informação (Klobas et al., 2018), o que poderá justificar a relação positiva do YouTube com o tempo de internet ao fim de semana, na presente investigação.

Em relação às outras redes sociais (TikTok, Twitter, BeReal, entre outras), o modelo contém as mesmas variáveis que a rede social YouTube. No entanto, neste caso, a idade tem maior relevância em comparação com o tempo dedicado à internet em dias de fim de semana. Observa-se que os participantes mais novos mostram uma maior tendência a usar estas outras redes sociais, sendo a utilização maior nos dias de fim de semana, o que poderia ser explicado pelo facto de serem os dias em que as crianças e jovens têm mais acesso aos smartphones e estas redes sociais. Em conformidade com estudos anteriores, o TikTok (plataforma que estimula o humor e entretenimento), o Twitter (fórum *online* de notícias) e o Pinterest (plataforma para aceder e guardar imagens), são particularmente populares entre crianças e jovens (Fung et al., 2020; McCashin & Murphy, 2023; Laor, 2022).

As análises efetuadas e os resultados obtidos na presente investigação permitem identificar o melhor conjunto de preditores do uso de cada rede social em estudo, a partir das variáveis inicialmente inseridas nas análises. Em termos globais, o comportamento de *phubbing* foi a variável com maior poder explicativo para a frequência de utilização das redes sociais estudadas. A idade

também mostrou ser relevante para a maioria das plataformas. Por outro lado, apesar de existirem semelhanças entre os modelos obtidos, os mesmos apresentaram especificidades. Nomeadamente, escolaridade, tempo de internet nos dias de semana, profissão e sexo permitem prever a frequência de uso do LinkedIn. A profissão integrou este modelo e os modelos do Facebook e do Instagram. O estado civil apenas fez parte integrante do conjunto de variáveis explicativas para a frequência de uso do Instagram. O tempo de uso da internet nos dias de fim de semana constou entre as variáveis preditoras do uso do Youtube e de outras redes sociais (TikTok, Twitter, BeReal, entre outras), bem como o tempo de uso da internet nos dias de semana para o uso do LinkedIn. Por último, a solidão percebida integrou os modelos do WhatsApp e do LinkedIn e a sua relação com ambas foi negativa. Importa referir que, embora apontadas em estudos anteriores (Faelens et al., 2021; Jan et al., 2017; Valkenburg, 2022), a autoestima e a satisfação com a vida não puderam manter-se nas análises, devido a efeitos de redundância.

Os resultados da presente investigação permitem ampliar o conhecimento sobre características sociodemográficas, psicológicas e o tempo de uso da internet em utilizadores adultos de redes sociais em Portugal, promovendo uma reflexão sobre fatores de risco e adaptativos no uso destas plataformas. Este conhecimento poderá contribuir para a elaboração de planos de intervenção direcionados para a promoção de hábitos saudáveis, necessários para o bem-estar e o bom uso da tecnologia.

A par do contributo para o conhecimento científico sobre os fatores relacionados com a frequência do uso das redes sociais, a presente investigação apresenta limitações que devem ser consideradas na validade dos resultados e em estudos futuros. Em primeiro lugar, deve-se ponderar que os dados foram recolhidos através do autorrelato dos participantes, podendo apresentar enviesamento nos resultados. No que concerne às características da amostra, o desequilíbrio na distribuição da variável sexo, idade e área de residência, limitam a generalização dos resultados ao contexto da população adulta portuguesa.

Em termos de investigação futura, sugere-se o desenvolvimento de estudos qualitativos ou com métodos mistos, que possam contribuir para uma abordagem psicológica mais individualizada sobre o uso das redes sociais e potencial identificação de novos preditores. É igualmente importante promover um maior equilíbrio na amostra, relativamente ao sexo e a faixa etária. Ou ainda, estudos específicos para diferentes faixas etárias e culturas. Por fim, recomenda-se considerar delineamentos longitudinais que permitam compreender a evolução dos modelos de predição do uso das redes sociais.

## 5. Referências

- Abbas, J., Wang, D., Su, Z., & Ziapour, A. (2021). The role of social media in the advent of COVID-19 pandemic: Crisis management, mental health challenges and implications. *Risk Management and Healthcare Policy, 14*, 1917-1932. <https://doi.org/10.2147/RMHP.S284313>
- Aichner, T., Grünfelder, M., Maurer, O., & Jegeni, D. (2021). Twenty-five years of social media: A review of social media applications and definitions from 1994 to 2019. *Cyberpsychology, Behavior, and Social Networking, 24*(4), 215-222. <https://doi.org/10.1089/cyber.2020.0134>
- Almeida, A., & Garrod, B. (2018). A CATREG model of destination choice for a mature Island destination. *Journal of destination marketing & management, 8*, 32-40. <https://doi.org/10.1016/j.jdmm.2016.11.005>
- Balakrishnan, J., & Griffiths, M. D. (2017). Social media addiction: What is the role of content in YouTube?. *Journal of behavioral addictions, 6*(3), 364-377. <https://doi.org/10.1556/2006.6.2017.058>
- Balta, S., Emirtekin, E., Kircaburun, K., & Griffiths, M. D. (2020). Neuroticism, trait fear of missing out, and phubbing: The mediating role of state fear of missing out and problematic Instagram use. *International Journal of Mental Health and Addiction, 18*, 628-639. <https://link.springer.com/article/10.1007/s11469-018-9959-8>
- Bandari, R., Khankeh, H. R., Shahboulaghi, F. M., Ebadi, A., Keshtkar, A. A., & Montazeri, A. (2019). Defining loneliness in older adults: Protocol for a systematic review. *Systematic Reviews, 8*(1), 1-6. <https://doi.org/10.1186/s13643-018-0935-y>
- Bano, S., Cisheng, W., Khan, A. N., & Khan, N. A. (2019). WhatsApp use and student's psychological well-being: Role of social capital and social integration. *Children and youth services review, 103*, 200-208. <https://doi.org/10.1016/j.childyouth.2019.06.002>
- Błachnio, A., & Przepiorka, A. (2019). Be aware! If you start using Facebook problematically you will feel lonely: Phubbing, loneliness, self-esteem, and Facebook intrusion. A cross-sectional study. *Social Science Computer Review, 37*(2), 270-278. DOI: 10.1177/0894439318754490
- Błachnio, A., Przepiórka, A., Gorbaniuk, O., Bendayan, R., McNeill, M., Angeluci, A., ... & Yu, S. (2021). Measurement invariance of the Phubbing Scale across 20 countries. *International Journal of Psychology, 56*(6), 885-894. <https://doi.org/10.1002/ijop.12790>

- Bocato, G. (2022). Youtube and psychopatology: a literature review. *TPM: Testing, Psychometrics, Methodology in Applied Psychology*, 29(4). Doi:10.4473/TPM29-4-4
- Chen, Y., & Gao, Q. (2023). Effects of social media self-efficacy on informational use, loneliness, and self-esteem of older adults. *International Journal of Human–Computer Interaction*, 39(5), 1121-1133. <https://doi.org/10.1080/10447318.2022.2062855>
- Çilan, Ç. A., & Can, M. (2014). Measuring factors effecting MBA students' academic performance by using categorical regression analysis: A case study of Institution of Business Economics, Istanbul University. *Procedia-Social and Behavioral Sciences*, 122, 405-409. <https://doi.org/10.1016/j.sbspro.2014.01.1362>
- Cingel, D. P., Carter, M. C., & Krause, H. V. (2022). Social media and self-esteem. *Current Opinion in Psychology*, 45, 101304. <https://doi.org/10.1016/j.copsyc.2022.101304>
- Consiglio, I., & van Osselaer, S. M. (2022). The effects of consumption on self-esteem. *Current Opinion in Psychology*, 46, 101341. <https://doi.org/10.1016/j.copsyc.2022.101341>
- Davis, J., Wolff, H. G., Forret, M. L., & Sullivan, S. E. (2020). Networking via LinkedIn: An examination of usage and career benefits. *Journal of Vocational Behavior*, 118, 103396. <https://doi.org/10.1016/j.jvb.2020.103396>
- Faelens, L., Hoorelbeke, K., Cambier, R., van Put, J., Van de Putte, E., De Raedt, R., & Koster, E. H. (2021). The relationship between Instagram use and indicators of mental health: A systematic review. *Computers in Human Behavior Reports*, 4, 100121. <https://doi.org/10.1016/j.chbr.2021.100121>
- Fang, J., Wang, X., Wen, Z., & Zhou, J. (2020). Fear of missing out and problematic social media use as mediators between emotional support from social media and phubbing behavior. *Addictive behaviors*, 107, 106430. <https://doi.org/10.1016/j.addbeh.2020.106430>
- Faul, F., Erdfelder, E., Lang, A.G., & Buchner, A. (2007). G\*Power 3: A flexible statistical power analysis program for the social, behavioral, and biomedical sciences. *Behavior Research Methods*, 39(2), 175-191. <https://doi.org/10.3758/BF03193146>
- Fung, I. C. H., Blankenship, E. B., Ahweyevu, J. O., Cooper, L. K., Duke, C. H., Carswell, S. L., ... & Tse, Z. T. H. (2020). Public health implications of image-based social media: A systematic review of Instagram, Pinterest, Tumblr, and Flickr. *The Permanente Journal*, 24. DOI: 10.7812/TPP/18.307
- García-Castro, F. J., Abreu, A. M., Rando, B., & Blanca, M. J. (2022). The Phubbing Scale (PS-8) in the Portuguese population: psychometric properties. *Psicologia: Reflexão e Crítica*, 35. <https://doi.org/10.1186/s41155-022-00209-z>
- Garrido, E. C., Issa, T., Esteban, P. G., & Delgado, S. C. (2021). A descriptive literature review of phubbing behaviors. *Heliyon*, 7(5), e07037. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2021.e07037>
- Jan, M., Soomro, S., & Ahmad, N. (2017). Impact of social media on self-esteem. *European Scientific Journal*, 13(23), 329-341. <https://doi.org/10.19044/esj.2017.v13n23p329>
- Jebb, A. T., Morrison, M., Tay, L., & Diener, E. (2020). Subjective well-being around the world: Trends and predictors across the life span. *Psychological science*, 31(3), 293-305. DOI: 10.1177/0956797619898826
- Jovanović, V. (2016). The validity of the Satisfaction with Life Scale in adolescents and a comparison with single-item life satisfaction measures: a preliminary study. *Quality of life Research*, 25, 3173-3180. <https://link.springer.com/article/10.1007/s11136-016-1331-5>

- Klobas, J. E., McGill, T. J., Moghavvemi, S., & Paramanathan, T. (2018). Compulsive YouTube usage: A comparison of use motivation and personality effects. *Computers in Human Behavior, 87*, 129-139. <https://doi.org/10.1016/j.chb.2018.05.038>
- Laor, T. (2022). My social network: Group differences in frequency of use, active use, and interactive use on Facebook, Instagram and Twitter. *Technology in Society, 68*, 101922. <https://doi.org/10.1016/j.techsoc.2022.101922>
- Lin, S., Liu, D., Niu, G., & Longobardi, C. (2022). Active social network sites use and loneliness: The mediating role of social support and self-esteem. *Current Psychology, 41*(3), 1279-1286. <https://doi.org/10.1007/s12144-020-00658-8>
- Marttila, E., Koivula, A., & Räsänen, P. (2021). Does excessive social media use decrease subjective well-being? A longitudinal analysis of the relationship between problematic use, loneliness and life satisfaction. *Telematics and Informatics, 59*, 101556. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.tele.2020.101556>
- McAndrew, F. T., & Jeong, H. S. (2012). Who does what on Facebook? Age, sex, and relationship status as predictors of Facebook use. *Computers in human behavior, 28*(6), 2359-2365. <https://doi.org/10.1016/j.chb.2012.07.007>
- McCashin, D., & Murphy, C. M. (2023). Using TikTok for public and youth mental health—A systematic review and content analysis. *Clinical Child Psychology and Psychiatry, 28*(1), 279-306. <https://doi.org/10.1177/13591045221106608>
- Naslund, J. A., Bondre, A., Torous, J., & Aschbrenner, K. A. (2020). Social media and mental health: Benefits, risks, and opportunities for research and practice. *Journal of Technology in Behavioral Science, 5*, 245-257. <https://doi.org/10.1007/s41347-020-00134-x>
- Ponnusamy, S., Iranmanesh, M., Foroughi, B., & Hyun, S. S. (2020). Drivers and outcomes of Instagram Addiction: Psychological well-being as moderator. *Computers in human behavior, 107*, 106294. <https://doi.org/10.1016/j.chb.2020.106294>
- Ruparel, N., Dhir, A., Tandon, A., Kaur, P., & Islam, J. U. (2020). The influence of online professional social media in human resource management: A systematic literature review. *Technology in Society, 63*, 101335. <https://doi.org/10.1016/j.techsoc.2020.101335>
- Saiphoo, A. N., Halevi, L. D., & Vahedi, Z. (2020). Social networking site use and self-esteem: A meta-analytic review. *Personality and Individual Differences, 153*, 109639. <https://doi.org/10.1016/j.paid.2019.109639>
- Santos, P. J., & Maia, J. (2003). Análise factorial confirmatória e validação preliminar de uma versão portuguesa da escala de auto-estima de Rosenberg. *Psicologia: teoria, investigação e prática, 2*, 2003, p. 253-268. <https://repositorio-aberto.up.pt/bitstream/10216/16170/2/SantoseMaia2003000077930.pdf>
- Sheldon, P., Antony, M. G., & Ware, L. J. (2021). Baby Boomers' use of Facebook and Instagram: uses and gratifications theory and contextual age indicators. *Heliyon, 7*(4), e06670. <https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2021.e06670>
- Sigüenza, A. Z., Oliveira, S., Ferreira, C., Ganho, A., Vagos, P., & Ruisoto, P. (2021). Psychometric properties and factor structure of the University of California Los Angeles Loneliness Scale version 3: the European Portuguese version.
- Sun, Y., & Zhang, Y. (2021). A review of theories and models applied in studies of social media addiction and implications for future research. *Addictive Behaviors, 114*, 106699. <https://doi.org/10.1016/j.addbeh.2020.106699>

- Taaffe, A. (2022). An Exploration of the Impact of Instagram use on the Self-Esteem and Life Satisfaction of Female Undergraduate Students. *CUJ*, 1(1). <https://cujournal.ie/article/id/15/>
- Teixeira, I. N., & Freire, S. E. A. (2022). Phubbing e dependências tecnológicas: Uma revisão sistemática da literatura. *Interação em Psicologia*, 26(2), 243-253. <http://dx.doi.org/10.5380/riep.v26i2.78699>
- Utz, S., & Breuer, J. (2019). The relationship between networking, LinkedIn use, and retrieving informational benefits. *Cyberpsychology, Behavior, and Social Networking*, 22(3), 180-185. <https://doi.org/10.1089/cyber.2018.0294>
- Valkenburg, P. M. (2022). Social media use and well-being: What we know and what we need to know. *Current Opinion in Psychology*, 45, 101294. <https://doi.org/10.1016/j.copsyc.2021.12.006>
- van der Schyff, K., Renaud, K., Townes, J. P., & Tshiqi, N. (2022). Investigating the mediating effects of phubbing on self-presentation and FoMO within the context of excessive Instagram use. *Cogent Psychology*, 9(1), 2062879. <https://doi.org/10.1080/23311908.2022.2062879>
- Verduyn, P., Gugushvili, N., Massar, K., Täht, K., & Kross, E. (2020). Social comparison on social networking sites. *Current Opinion in Psychology*, 36, 32-37. <https://doi.org/10.1016/j.copsyc.2020.04.002>
- Wolfers, L. N., & Utz, S. (2022). Social media use, stress, and coping. *Current Opinion in Psychology*, 101305. <https://doi.org/10.1016/j.copsyc.2022.101305>

## **DISCUSSÃO GERAL**

## DISCUSSÃO

O presente estudo teve como objetivo geral investigar o contributo explicativo de variáveis sociodemográficas e psicológicas, bem como o tempo dedicado à internet na frequência de uso de redes sociais consideradas representativas a nível global, nomeadamente o WhatsApp, Facebook, YouTube, Instagram, LinkedIn e outras Redes (e.g., TikTok, Twitter, BeReal, entre outras). Mais especificamente, identificar as variáveis explicativas da frequência de uso de cada rede social, bem como verificar se existe um modelo explicativo comum para as diversas redes ou se obtém um modelo distinto com especificidades. Para cumprir esta finalidade, foram analisados os resultados de um questionário *online*, aplicado a uma amostra de 306 pessoas adultas, a maioria de nacionalidade portuguesa, incluindo ambos os sexos e diferentes grupos etários. Para cada rede social, foi constituído um modelo de regressão categorial a partir de um conjunto de variáveis), entre os quais construtos psicológicos como autoestima, solidão, satisfação com a vida e o comportamento de *phubbing*, seleccionadas considerando a sua significância em estudos anteriores (Balta et al., 2020; Bano et al., 2019; Blachnio & Przepiorka, 2019; Faelens et al., 2021; Laor, 2022; McAndrew & Jeong, 2012; McCashin & Murphy 2023).

Para a frequência de uso do Instagram as variáveis que contribuem significativamente para explicar a frequência de uso da rede social são a idade, o *phubbing*, o estado civil e a profissão. Deste conjunto de preditores, a idade (com relação negativa) e o *phubbing*, são os mais relevantes, tendo-se verificado que a frequência de uso do Instagram diminui à medida que aumenta a idade dos participantes neste estudo, mas aumenta quando aumenta o comportamento de *phubbing*. Em consonância com a literatura atual, o Instagram constitui uma rede social especialmente popular entre adolescentes e jovens adultos (Faelens et al., 2021), permitindo a divulgação de conteúdos através de imagem (fotos e vídeos) acompanhada de legenda textual, facilitando a autoapresentação

e interação social nestes grupos etários. A média de idade dos usuários é significativamente mais baixa em comparação com outras redes sociais (Laor, 2022), corroborando os dados da presente investigação sobre a importância da variável idade e relação negativa com o uso do Instagram. Possíveis argumentos para essa tendência têm relação com a elevada adaptabilidade desta rede social às mudanças nos hábitos de consumo dos jovens (Laor, 2022), incluindo recursos que atendem às necessidades de expressão de identidade, de receber reconhecimento através de reações e *likes* e de interação com os amigos (Ponnusamy et al., 2020). Estudos anteriores revelaram que o reconhecimento e as necessidades sociais constituem preditores centrais de um elevado nível de utilização do Instagram (Ponnusamy et al., 2020), o qual foi também diretamente associado ao comportamento de *phubbing* (Balta et al., 2020). Estas considerações são corroboradas pelos resultados da presente investigação, que identifica a pontuação total de *phubbing* positivamente relacionada com o uso do Instagram. Essa relação poderá ser justificada pela necessidade dos usuários em partilhar conteúdos pessoais para promoverem a autoexpressão e obterem aceitação dos pares, porém, este feedback pode causar dependência, um maior nível de utilização da plataforma e um aumento da propensão para o comportamento de *phubbing* (van der Schyff et al., 2022). Relativamente ao estado civil, os resultados do presente trabalho revelam uma menor frequência de uso para pessoas casadas e viúvas, e maior uso entre solteiras e, fundamentalmente, entre pessoas separadas. Este resultado converge com estudos anteriores que indicaram o uso mais frequente e ativo entre indivíduos solteiros do que os que estão num relacionamento, justificado pela maior motivação que pessoas solteiras têm de conhecer novas pessoas e fazerem a manutenção de laços sociais (Laor, 2022). Quanto à profissão, participantes em situação de desemprego, reformados e estudantes mostram menor frequência de uso do Instagram, em contraposição com trabalhadores e trabalhadores-estudantes. No que diz respeito às restantes variáveis inseridas nas análises e que não ficaram no modelo final, estudos anteriores revelaram uma relação com o uso da rede social Instagram (Ponnusamy et al., 2020; Sheldon et al., 2021; Taaffe, 2022). Como previamente referido, a autoestima, a satisfação com a vida e o tempo de internet num dia de fim de

semana não puderam permanecer na análise devido a problemas de multicolinearidade. O facto de existir uma partilha de informação entre variáveis independentes impossibilita que algumas possam incluir-se na análise pois, como é sabido, um dos requisitos de toda análise de regressão é a ausência de redundância entre as variáveis independentes. Por outro lado, toda técnica de regressão múltipla procura encontrar o modelo mais parcimonioso, sabendo-se que o modelo final poderá variar consoante o conjunto de variáveis inicialmente consideradas na análise. Daí a importância de uma seleção criteriosa das variáveis que serão inseridas no início. Na procura desse modelo simples e com o mesmo poder explicativo, a escolaridade, o tempo de internet num dia de fim de semana, a solidão percebida e o sexo foram gradualmente eliminados.

Considerando que o procedimento para gerir a redundância e para obter o modelo final é idêntico em cada análise de regressão, em diante a discussão dos resultados focará no modelo final encontrado para cada rede social, uma vez que na secção dos resultados podem ser consultadas as variáveis que, em cada caso, foram sendo eliminadas.

Em relação ao WhatsApp, o modelo obtido é constituído por três variáveis: a idade, o *phubbing* e a solidão. As duas principais variáveis têm impacto semelhante, tendo a solidão uma menor relevância. Os resultados mostram que a frequência de uso do WhatsApp diminui entre os participantes com maior idade e com maior percepção de solidão, mas aumenta com o incremento do comportamento de *phubbing*. Estes indicadores são enquadrados nesta plataforma virtual de comunicação enraizada no estilo de vida dos mais jovens e que facilita a interação, proporcionando a formação de grupos de pares *online* para partilha de informações, constituindo um importante recurso no fortalecimento do suporte social e aumento do senso de comunidade e pertença (Bano et al., 2019). A pontuação total de *phubbing*, que foi positivamente associada ao uso da rede social, pode ser justificada pelas evidências de que o suporte social proporcionado pelas redes sociais pode contribuir para diminuir a percepção de solidão e, conseqüentemente, para o aumento do comportamento de *phubbing* (Fang et al., 2020).

No modelo do Facebook, tal como nos anteriores, a idade e o comportamento de *phubbing* são as variáveis mais relevantes, com a diferença de que neste caso a idade possui uma relação positiva com a frequência de uso do Facebook, conseqüentemente aumentando o uso com o aumento da idade, bem como com o comportamento de *phubbing*. Relativamente à profissão, variável que tem menor impacto sobre essa rede social, os resultados revelam uma menor frequência de uso entre pessoas reformadas, trabalhadores-estudantes, mas um incremento de uso entre trabalhadores, e mais acentuado entre pessoas desempregadas. O Facebook é uma rede social direcionada para a criação e partilha de conteúdos de entretenimento, informação e comunicação com outros usuários, através de mensagens de texto, fotos e/ou vídeos, sendo frequentemente usada para a autoexpressão, partilha de eventos da vida privada e fortalecer as conexões do “mundo real” (Laor, 2022). Em relação à idade, os resultados sinalizam uma maior frequência de uso desta rede social em pessoas mais velhas, no entanto, uma investigação publicada há mais de uma década (McAndrew & Jeong, 2012) identificou que as pessoas com mais idade tendem a usar menos o Facebook. Esta “migração de jovens” do Facebook poderá ser explicada pelo lançamento de outras plataformas com mais conteúdos e estímulos visuais, o que se adequa com a linguagem e as expectativas desse público (Laor, 2022). Por outro lado, o comportamento de *phubbing* foi identificado como um dos preditores do uso elevado da rede social, resultado que corrobora com estudos que relataram uma correlação positiva entre o *phubbing* e o Facebook (Blachno & Przepiorka, 2019) e os que identificaram os comportamentos aditivos digitais e a falta de autocontrolo como preditores de *phubbing* (Fang et al., 2020).

Quanto ao LinkedIn, o modelo explicativo encontra-se constituído por seis variáveis predominantemente sociodemográficas, por ordem de importância: a escolaridade, o *phubbing*, o tempo de internet nos dias de semana, a profissão, a solidão e por último, o sexo. Em particular, a frequência de uso do LinkedIn aumenta à medida que aumentam a escolaridade, o comportamento de *phubbing* e o tempo de uso da internet num dia de semana e diminui ao aumentar o sentimento de solidão. Também é maior entre pessoas do sexo masculino comparativamente com as do sexo

feminino e entre pessoas desempregadas, seguidas de trabalhadores-estudantes, e tende a ser menor entre trabalhadores, estudantes e ainda menor entre reformados. O LinkedIn é a rede social profissional mais popular em todo o mundo (Davis et al., 2020), indicada como conveniente e eficaz para empregadores e candidatos a empregos por permitir que os usuários publiquem as suas informações pessoais, qualificações académicas, experiência profissional, habilidades e hobbies (Ruparel et al., 2020). Estudos prévios identificaram que trabalhadores com mais anos de carreira tendem a usar mais frequentemente esta plataforma (Ruparel et al., 2020), informação que poderá justificar a relação positiva entre escolaridade e uso desta rede social na presente investigação. A literatura destaca a visibilidade profissional como a função mais importante desta plataforma, seguida do comportamento de rede, caracterizada pela publicação de conteúdos e atividades, acompanhamento da carreira de colegas, partilha de informações e suporte social (Ruparel et al., 2020). O conceito de *networking*, definido pela construção e manutenção de relacionamentos interpessoais que possuem o potencial benefício de promover facilidades relacionadas com a dimensão profissional (Davis et al., 2020), é apontado como um dos principais preditores do uso do LinkedIn (Utz & Breuer, 2019). Esta evidência corrobora o resultado deste estudo, que identifica uma relação negativa da pontuação total de solidão com o uso da rede social. Os comportamentos de rede e *networking* proporcionam aos usuários, direta ou indiretamente, a percepção de maior suporte social. Existem evidências de que o suporte social é um dos preditores do comportamento de *phubbing* (Fang et al., 2020), o que pode explicar a relação positiva da pontuação total de *phubbing* e o uso da rede social LinkedIn nesta investigação.

No que toca ao YouTube, o tempo de uso da internet no fim de semana e a idade constituem o modelo explicativo da frequência de uso desta rede social. Os resultados sugerem que o aumento de horas na internet resulta numa maior utilização do YouTube, enquanto a idade mantém uma relação inversa. O YouTube é um site de criação e partilha de vídeos sobre diversos conteúdos (e.g., música, filmes, programas, jogos, desporto, habilidades), envolvendo atividades de visualização e interação *on-line* (Balakrishnan & Griffiths, 2017). No usuário do YouTube, a motivação para o

entretenimento tem um efeito mais forte do que a motivação para a informação (Klobas et al., 2018), o que poderá justificar na presente investigação a relação positiva desta rede social com o tempo de internet aos finais de semana. Consoante a estudos anteriores que identificaram os adultos jovens como principais usuários do YouTube (Bocato, 2022), os resultados deste estudo também indicam participantes mais novos.

Em relação a outras redes sociais (TikTok, Twitter, BeReal, entre outras), o modelo contém as mesmas variáveis que a rede social YouTube. No entanto, neste caso, a idade tem maior relevância em comparação com o tempo dedicado à internet em dias de fim de semana. Observa-se que os participantes mais novos mostram uma maior tendência a usar estas outras redes sociais, sendo a utilização maior nos dias de fim de semana, o que poderia ser explicado pelo facto de serem os dias em que as crianças e jovens têm mais tempo disponível e acesso a smartphone e redes sociais. O TikTok é uma rede social que permite a criação, divulgação e acesso a vídeos curtos, entre 15 e 60 segundos de duração, usando recursos como filtros, música e títulos (McCashin & Murphy, 2023). Estudos indicaram que a plataforma estimula o humor e o entretenimento e é particularmente popular entre crianças e jovens, que interagem e criam conteúdos criativos de danças, imitação através de sincronização labial e de som (McCashin & Murphy, 2023). O Twitter é uma rede social que permite a postagem de pequenos textos, limitados a 280 caracteres, chamados “*tweets*”, publicados na rede pessoal dos usuários, maioritariamente jovens, e na lista de seus seguidores, pelo que a plataforma pode também funcionar como um fórum *on-line* de notícias e de acesso a opiniões políticas, entre outros assuntos (Laor, 2022). Tais indicadores são enquadrados nos resultados do presente estudo, que apontam a idade com relação negativa ao uso das redes sociais e o tempo de internet (final de semana) com relação positiva. O Pinterest é uma plataforma onde a partilha de imagem é a característica mais importante, na qual os usuários podem aceder e guardar uma imagem, chamada de “*pin*”, e outros usuários seguidores podem também guardá-las (Fung et al., 2020). Apesar da presente investigação sinalizar a importância da idade e a relação com o uso da

internet no fim de semana, na literatura não foram encontrados preditores do uso destas redes sociais.

Apesar do contributo deste estudo para o conhecimento científico sobre esta matéria, a presente investigação apresenta limitações que devem ser consideradas na validade dos resultados e em estudos futuros. Em primeiro lugar, deve-se ponderar que os dados foram recolhidos através do autorrelato dos participantes, podendo apresentar enviesamento nos resultados. No que concerne às características da amostra, o desequilíbrio na distribuição da variável sexo, idade e área de residência limitam a generalização dos resultados no contexto da população adulta portuguesa. Os estudos futuros poderiam trabalhar com a abordagem qualitativa ou métodos mistos, que possam contribuir com uma abordagem psicológica mais individualizada sobre o uso das redes sociais e potencial identificação de novos preditores. É igualmente importante promover um maior equilíbrio na amostra relativamente ao sexo e a faixa etária, ou ainda, estudos específicos para diferentes faixas etárias e culturas. Por fim, recomenda-se considerar estudos longitudinais que permitam compreender a evolução dos modelos de predição do uso das redes sociais.

## CONCLUSÃO

Este estudo contribui com uma análise das relações entre variáveis sociodemográficas, psicológicas e tempo na internet com o uso das principais redes sociais utilizadas em Portugal, permitindo identificar o melhor conjunto de preditores para cada rede social, a partir das variáveis inicialmente inseridas nas análises. Em termos globais, o comportamento de *phubbing* foi a variável com maior poder explicativo para a frequência de utilização das redes sociais em estudo. A idade também mostrou ser relevante para a maioria das plataformas. Por outro lado, apesar de existirem semelhanças entre os modelos obtidos, os mesmos apresentaram especificidades. Nomeadamente, a escolaridade, tempo de internet nos dias de semana, profissão e sexo foram permitem prever a

frequência de uso do LinkedIn. A profissão integrou este modelo e os modelos do Facebook e do Instagram. O estado civil apenas fez parte integrante do conjunto de variáveis explicativas para a frequência de uso do Instagram. O tempo de uso da internet nos dias de final de semana constou entre as variáveis preditoras do uso do Youtube e de outras redes sociais, tais como TikTok, Twitter e BeReal, bem como o tempo de uso da internet nos dias de semana o fez para o uso do LinkedIn. Por último, a solidão percebida integrou os modelos do WhatsApp e do LinkedIn e a sua relação com ambas foi negativa. Por fim, importa referir que, embora apontadas em estudos anteriores (Faelens et al., 2021; Jan et al., 2017; Valkenburg, 2022), a autoestima e a satisfação com a vida não puderam manter-se nas análises, devido a efeitos de redundância.

Os resultados desta investigação contribuem com evidências enriquecedoras para o conhecimento público sobre os preditores do uso de diferentes redes sociais e permitem promover uma reflexão sobre fatores de risco e adaptativos no uso destas plataformas e as implicações para o domínio da saúde mental e o bem-estar.

## **REFERÊNCIAS**

## Referências

- Abbas, J., Wang, D., Su, Z., & Ziapour, A. (2021). The role of social media in the advent of COVID-19 pandemic: Crisis management, mental health challenges and implications. *Risk Management and Healthcare Policy, 14*, 1917-1932. <https://doi.org/10.2147/RMHP.S284313>
- Aichner, T., Grünfelder, M., Maurer, O., & Jegeni, D. (2021). Twenty-five years of social media: A review of social media applications and definitions from 1994 to 2019. *Cyberpsychology, Behavior, and Social Networking, 24*(4), 215-222. <https://doi.org/10.1089/cyber.2020.0134>
- Balakrishnan, J., & Griffiths, M. D. (2017). Social media addiction: What is the role of content in YouTube?. *Journal of behavioral addictions, 6*(3), 364-377. <https://doi.org/10.1556/2006.6.2017.058>
- Balta, S., Emirtekin, E., Kircaburun, K., & Griffiths, M. D. (2020). Neuroticism, trait fear of missing out, and phubbing: The mediating role of state fear of missing out and problematic Instagram use. *International Journal of Mental Health and Addiction, 18*, 628-639.
- Bandari, R., Khankeh, H. R., Shahboulaghi, F. M., Ebadi, A., Keshtkar, A. A., & Montazeri, A. (2019). Defining loneliness in older adults: Protocol for a systematic review. *Systematic Reviews, 8*(1), 1-6. <https://doi.org/10.1186/s13643-018-0935-y>
- Bano, S., Cisheng, W., Khan, A. N., & Khan, N. A. (2019). WhatsApp use and student's psychological well-being: Role of social capital and social integration. *Children and youth services review, 103*, 200-208. <https://doi.org/10.1016/j.chilyouth.2019.06.002>
- Biolcati, R., Mancini, G., Pupi, V., & Mugheddu, V. (2018). Facebook addiction: onset predictors. *Journal of clinical medicine, 7*(6), 118. <https://doi.org/10.3390/jcm7060118>
- Błachnio, A., & Przepiorka, A. (2019). Be aware! If you start using Facebook problematically you will feel lonely: Phubbing, loneliness, self-esteem, and Facebook intrusion. A cross-sectional study. *Social Science Computer Review, 37*(2), 270-278. DOI: 10.1177/0894439318754490
- Boccatto, G. (2022). Youtube and psychopathology: a literature review. *TPM: Testing, Psychometrics, Methodology in Applied Psychology, 29*(4). Doi:10.4473/TPM29-4-4
- Chen, Y., & Gao, Q. (2023). Effects of social media self-efficacy on informational use, loneliness, and self-esteem of older adults. *International Journal of Human-Computer Interaction, 39*(5), 1121-1133. <https://doi.org/10.1080/10447318.2022.2062855>
- Cingel, D. P., Carter, M. C., & Krause, H. V. (2022). Social media and self-esteem. *Current Opinion in Psychology, 45*, 101304. <https://doi.org/10.1016/j.copsyc.2022.101304>
- Consiglio, I., & van Osselaer, S. M. (2022). The effects of consumption on self-esteem. *Current Opinion in Psychology, 46*, 101341. <https://doi.org/10.1016/j.copsyc.2022.101341>

- DataReportal (2023, February 13). *Digital 2023 Portugal*.  
<https://datareportal.com/reports/digital-2023-portugal>
- Davis, J., Wolff, H. G., Forret, M. L., & Sullivan, S. E. (2020). Networking via LinkedIn: An examination of usage and career benefits. *Journal of Vocational Behavior, 118*, 103396.  
<https://doi.org/10.1016/j.jvb.2020.103396>
- Digital News Report Portugal (2022). *OberCom – Reuters Institute for the Study of Journalism*.  
[https://obercom.pt/wp-content/uploads/2022/06/DNRPT\\_2022\\_FINAL\\_14Jun.pdf](https://obercom.pt/wp-content/uploads/2022/06/DNRPT_2022_FINAL_14Jun.pdf)
- Faelens, L., Hoorelbeke, K., Cambier, R., van Put, J., Van de Putte, E., De Raedt, R., & Koster, E. H. (2021). The relationship between Instagram use and indicators of mental health: A systematic review. *Computers in Human Behavior Reports, 4*, 100121.  
<https://doi.org/10.1016/j.chbr.2021.100121>
- Fang, J., Wang, X., Wen, Z., & Zhou, J. (2020). Fear of missing out and problematic social media use as mediators between emotional support from social media and phubbing behavior. *Addictive behaviors, 107*, 106430. <https://doi.org/10.1016/j.addbeh.2020.106430>
- Fung, I. C. H., Blankenship, E. B., Ahweyevu, J. O., Cooper, L. K., Duke, C. H., Carswell, S. L., ... & Tse, Z. T. H. (2020). Public health implications of image-based social media: A systematic review of Instagram, Pinterest, Tumblr, and Flickr. *The Permanente Journal, 24*. DOI: 10.7812/TPP/18.307
- Garrido, E. C., Issa, T., Esteban, P. G., & Delgado, S. C. (2021). A descriptive literature review of phubbing behaviors. *Heliyon, 7(5)*, e07037.  
<https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2021.e07037>
- Jan, M., Soomro, S., & Ahmad, N. (2017). Impact of social media on self-esteem. *European Scientific Journal, 13(23)*, 329-341. <https://doi.org/10.19044/esj.2017.v13n23p329>
- Jebb, A. T., Morrison, M., Tay, L., & Diener, E. (2020). Subjective well-being around the world: Trends and predictors across the life span. *Psychological science, 31(3)*, 293-305. DOI: 10.1177/0956797619898826
- Klobas, J. E., McGill, T. J., Moghavvemi, S., & Paramanathan, T. (2018). Compulsive YouTube usage: A comparison of use motivation and personality effects. *Computers in Human Behavior, 87*, 129-139. <https://doi.org/10.1016/j.chb.2018.05.038>
- Laor, T. (2022). My social network: Group differences in frequency of use, active use, and interactive use on Facebook, Instagram and Twitter. *Technology in Society, 68*, 101922.  
<https://doi.org/10.1016/j.techsoc.2022.101922>
- Lin, S., Liu, D., Niu, G., & Longobardi, C. (2022). Active social network sites use and loneliness: The mediating role of social support and self-esteem. *Current Psychology, 41(3)*, 1279-1286.  
<https://doi.org/10.1007/s12144-020-00658-8>
- Marttila, E., Koivula, A., & Räsänen, P. (2021). Does excessive social media use decrease subjective well-being? A longitudinal analysis of the relationship between problematic use, loneliness and life satisfaction. *Telematics and Informatics, 59*, 101556.  
<https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.tele.2020.101556>

- McAndrew, F. T., & Jeong, H. S. (2012). Who does what on Facebook? Age, sex, and relationship status as predictors of Facebook use. *Computers in human behavior, 28(6)*, 2359-2365. <https://doi.org/10.1016/j.chb.2012.07.007>
- McCashin, D., & Murphy, C. M. (2023). Using TikTok for public and youth mental health—A systematic review and content analysis. *Clinical Child Psychology and Psychiatry, 28(1)*, 279-306. <https://doi.org/10.1177/13591045221106608>
- Naslund, J. A., Bondre, A., Torous, J., & Aschbrenner, K. A. (2020). Social media and mental health: Benefits, risks, and opportunities for research and practice. *Journal of Technology in Behavioral Science, 5*, 245-257. <https://doi.org/10.1007/s41347-020-00134-x>
- Ponnusamy, S., Iranmanesh, M., Foroughi, B., & Hyun, S. S. (2020). Drivers and outcomes of Instagram Addiction: Psychological well-being as moderator. *Computers in human behavior, 107*, 106294. <https://doi.org/10.1016/j.chb.2020.106294>
- Ruparel, N., Dhir, A., Tandon, A., Kaur, P., & Islam, J. U. (2020). The influence of online professional social media in human resource management: A systematic literature review. *Technology in Society, 63*, 101335. <https://doi.org/10.1016/j.techsoc.2020.101335>
- Saiphoo, A. N., Halevi, L. D., & Vahedi, Z. (2020). Social networking site use and self-esteem: A meta-analytic review. *Personality and Individual Differences, 153*, 109639. <https://doi.org/10.1016/j.paid.2019.109639>
- Satici, S. A. (2019). Facebook addiction and subjective well-being: A study of the mediating role of shyness and loneliness. *International Journal of Mental Health and Addiction, 17(1)*, 41-55. <https://link.springer.com/article/10.1007/s11469-017-9862-8>
- Sheldon, P., Antony, M. G., & Ware, L. J. (2021). Baby Boomers' use of Facebook and Instagram: uses and gratifications theory and contextual age indicators. *Heliyon, 7(4)*, e06670. <https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2021.e06670>
- Sun, Y., & Zhang, Y. (2021). A review of theories and models applied in studies of social media addiction and implications for future research. *Addictive Behaviors, 114*, 106699. <https://doi.org/10.1016/j.addbeh.2020.106699>
- Taaffe, A. (2022). An Exploration of the Impact of Instagram use on the Self-Esteem and Life Satisfaction of Female Undergraduate Students. *CUJ, 1(1)*. <https://cujournal.ie/article/id/15/>
- Teixeira, I. N., & Freire, S. E. A. (2022). Phubbing e dependências tecnológicas: Uma revisão sistemática da literatura. *Interação em Psicologia, 26(2)*, 243-253. <http://dx.doi.org/10.5380/riep.v26i2.78699>
- Utz, S., & Breuer, J. (2019). The relationship between networking, LinkedIn use, and retrieving informational benefits. *Cyberpsychology, Behavior, and Social Networking, 22(3)*, 180-185. <https://doi.org/10.1089/cyber.2018.0294>
- Valkenburg, P. M. (2022). Social media use and well-being: What we know and what we need to know. *Current Opinion in Psychology, 45*, 101294. <https://doi.org/10.1016/j.copsy.2021.12.006>

- van der Schyff, K., Renaud, K., Townes, J. P., & Tshiqi, N. (2022). Investigating the mediating effects of phubbing on self-presentation and FoMO within the context of excessive Instagram use. *Cogent Psychology*, *9*(1), 2062879. <https://doi.org/10.1080/23311908.2022.2062879>
- Verduyn, P., Gugushvili, N., Massar, K., Täht, K., & Kross, E. (2020). Social comparison on social networking sites. *Current Opinion in Psychology*, *36*, 32-37. <https://doi.org/10.1016/j.copsyc.2020.04.002>
- Wolfers, L. N., & Utz, S. (2022). Social media use, stress, and coping. *Current Opinion in Psychology*, *101305*. <https://doi.org/10.1016/j.copsyc.2022.101305>

## **ANEXOS**

## ANEXOS

### Anexo 1 – Quantificações Instagram

#### Nível de Utilização da Rede Social Instagram<sup>a</sup>

Categoria	Frequência	Quantificação
Nunca	46	-1,356
Às vezes	65	-1,212
Muitas vezes	87	,336
Sempre	108	1,037

a. Optimal Scaling Level: Ordinal.

#### Estado civil<sup>a</sup>

Categoria	Frequência	Quantificação
Solteiro/a	156	,216
Casado/a	115	-,948
Separado/a	31	2,502
Viúvo/a	4	-,546

a. Optimal Scaling Level: Nominal.

#### Profissão<sup>a</sup>

Categoria	Frequência	Quantificação
Estudante	68	-1,723
Trabalhador/a por conta própria ou de outrem	171	,437
Trabalhador estudante	36	1,354
Desempregado/a	8	-,831
Reformado/a	23	,014

a. Optimal Scaling Level: Nominal.

Idade <sup>a</sup>		
Categoria	Frequência	Quantificação
18	7	-1,230
19	11	-1,169
20	8	-1,107
21	12	-1,046
22	27	-,984
23	24	-,922
24	9	-,861
25	11	-,799
26	5	-,738
27	6	-,676
28	9	-,615
29	5	-,553
30	5	-,491
31	3	-,430
32	2	-,368
33	8	-,307
34	5	-,245
35	8	-,184
36	3	-,122
37	4	-,060
38	1	,001
39	3	,063
40	4	,124
41	3	,186
42	8	,248
43	5	,309
44	5	,371
45	3	,432

46	5	,494
47	5	,555
48	2	,617
49	4	,679
50	6	,740
51	5	,802
52	3	,863
53	5	,925
54	2	,986
55	4	1,048
56	2	1,110
57	6	1,171
58	6	1,233
59	4	1,294
60	3	1,356
61	6	1,417
62	7	1,479
63	2	1,541
64	2	1,602
65	1	1,664
66	2	1,725
67	9	1,787
68	1	1,848
69	3	1,910
71	1	2,033
72	2	2,095
74	2	2,218
78	1	2,464
79	1	2,526

a. Optimal Scaling Level: Numerical.

**Total Phubbing (8 a 40 pontos)<sup>a</sup>**

Categoria	Frequência	Quantificação
9	3	-1,984
10	7	-1,808
11	5	-1,632
12	11	-1,456
13	9	-1,280
14	6	-1,104
15	26	-,928
16	16	-,752
17	17	-,576
18	27	-,400
19	21	-,224
20	14	-,048
21	30	,128
22	15	,304
23	14	,480
24	13	,655
25	19	,831
26	10	1,007
27	11	1,183
28	4	1,359
29	7	1,535
30	7	1,711
31	3	1,887
32	2	2,063
33	2	2,239
34	2	2,415
35	4	2,591
37	1	2,943

a. Optimal Scaling Level: Numerical.

## Anexo 2- Quantificações WhatsApp

### Nível de Utilização da Rede Social WhatsApp<sup>a</sup>

Categoria	Frequência	Quantificação
Nunca	3	-3,389
Às vezes	32	-1,637
Muitas vezes	110	-,731
Sempre	161	,888

a. Optimal Scaling Level: Ordinal.

Idade <sup>a</sup>		
Categoria	Frequência	Quantificação
18	7	-1,230
19	11	-1,169
20	8	-1,107
21	12	-1,046
22	27	-,984
23	24	-,922
24	9	-,861
25	11	-,799
26	5	-,738
27	6	-,676
28	9	-,615
29	5	-,553
30	5	-,491
31	3	-,430
32	2	-,368
33	8	-,307
34	5	-,245
35	8	-,184
36	3	-,122
37	4	-,060
38	1	,001
39	3	,063
40	4	,124
41	3	,186

42	8	,248
43	5	,309
44	5	,371
45	3	,432
46	5	,494
47	5	,555
48	2	,617
49	4	,679
50	6	,740
51	5	,802
52	3	,863
53	5	,925
54	2	,986
55	4	1,048
56	2	1,110
57	6	1,171
58	6	1,233
59	4	1,294
60	3	1,356
61	6	1,417
62	7	1,479
63	2	1,541
64	2	1,602
65	1	1,664
66	2	1,725
67	9	1,787

68	1	1,848
69	3	1,910
71	1	2,033
72	2	2,095

74	2	2,218
78	1	2,464
79	1	2,526

a. Optimal Scaling Level: Numerical.

**Total Phubbing (8 a 40 pontos)<sup>a</sup>**

Categoria	Frequência	Quantificação
9	3	-1,984
10	7	-1,808
11	5	-1,632
12	11	-1,456
13	9	-1,280
14	6	-1,104
15	26	-,928
16	16	-,752
17	17	-,576
18	27	-,400
19	21	-,224
20	14	-,048
21	30	,128
22	15	,304
23	14	,480
24	13	,655
25	19	,831
26	10	1,007
27	11	1,183
28	4	1,359
29	7	1,535
30	7	1,711
31	3	1,887
32	2	2,063
33	2	2,239
34	2	2,415
35	4	2,591
37	1	2,943

a. Optimal Scaling Level: Numerical.

**Total Solidão (20 a 80)<sup>a</sup>**

Categoria	Frequência	Quantificação
20	1	-1,980
21	2	-1,877
22	5	-1,774
23	3	-1,671
24	7	-1,568
25	5	-1,466
26	4	-1,363
27	4	-1,260
28	8	-1,157
29	12	-1,054
30	5	-,951
31	12	-,849
32	10	-,746
33	7	-,643
34	11	-,540
35	17	-,437
36	14	-,334
37	17	-,232
38	6	-,129
39	21	-,026
40	11	,077
41	12	,180
42	10	,283
43	13	,385

44	9	,488
45	8	,591
46	5	,694
47	7	,797
48	11	,900
49	3	1,003
50	6	1,105
51	6	1,208
52	6	1,311
54	2	1,517
55	4	1,620
56	4	1,722
57	4	1,825
58	2	1,928
59	2	2,031
60	2	2,134
61	2	2,237
62	1	2,339
63	1	2,442
64	1	2,545
67	1	2,854
69	1	3,059
71	1	3,265

a. Optimal Scaling Level: Numerical.

### Anexo 3 – Quantificações Facebook

#### Nível de Utilização da Rede Social Facebook<sup>a</sup>

Categoria	Frequência	Quantificação
Nunca	75	-1,471
Às vezes	144	-,010
Muitas vezes	58	1,285
Sempre	29	1,285

a. Optimal Scaling Level: Ordinal.

Idade <sup>a</sup>		
Categoria	Frequência	Quantificação
18	7	-1,230
19	11	-1,169
20	8	-1,107
21	12	-1,046
22	27	-,984
23	24	-,922
24	9	-,861
25	11	-,799
26	5	-,738
27	6	-,676
28	9	-,615
29	5	-,553
30	5	-,491
31	3	-,430
32	2	-,368
33	8	-,307
34	5	-,245
35	8	-,184
36	3	-,122
37	4	-,060
38	1	,001
39	3	,063
40	4	,124
41	3	,186
42	8	,248

43	5	,309
44	5	,371
45	3	,432
46	5	,494
47	5	,555
48	2	,617
49	4	,679
50	6	,740
51	5	,802
52	3	,863
53	5	,925
54	2	,986
55	4	1,048
56	2	1,110
57	6	1,171
58	6	1,233
59	4	1,294
60	3	1,356
61	6	1,417
62	7	1,479
63	2	1,541
64	2	1,602
65	1	1,664
66	2	1,725
67	9	1,787
68	1	1,848
69	3	1,910

71	1	2,033
72	2	2,095
74	2	2,218

78	1	2,464
79	1	2,526

a. Optimal Scaling Level: Numerical.

<b>Profissão<sup>a</sup></b>		
Categoria	Frequência	Quantificação
Estudante	68	-,217
Trabalhador/a por conta própria ou de outrem	171	,608
Trabalhador estudante	36	-1,287
Desempregado/a	8	1,963
Reformado/a	23	-2,547

a. Optimal Scaling Level: Nominal.

<b>Total Phubbing (8 a 40 pontos)<sup>a</sup></b>		
Categoria	Frequência	Quantificação
9	3	-1,984
10	7	-1,808
11	5	-1,632
12	11	-1,456
13	9	-1,280
14	6	-1,104
15	26	-,928
16	16	-,752
17	17	-,576
18	27	-,400
19	21	-,224
20	14	-,048
21	30	,128
22	15	,304
23	14	,480
24	13	,655
25	19	,831
26	10	1,007
27	11	1,183
28	4	1,359
29	7	1,535
30	7	1,711
31	3	1,887
32	2	2,063
33	2	2,239

34	2	2,415
35	4	2,591
37	1	2,943

a. Optimal Scaling Level: Numerical.

#### Anexo 4 – Quantificações LinkedIn

##### Nível de Utilização da Rede Social LinkedIn<sup>a</sup>

Categoria	Frequência	Quantificação
Nunca	145	-,902
Às vezes	103	,395
Muitas vezes	48	1,218
Sempre	10	3,172

a. Optimal Scaling Level: Ordinal.

##### Sexo<sup>a</sup>

Categoria	Frequência	Quantificação
Masculino	96	1,479
Feminino	210	-,676

a. Optimal Scaling Level: Nominal.

##### Profissão<sup>a</sup>

Categoria	Frequência	Quantificação
Estudante	68	-,579
Trabalhador/a por conta própria ou de outrem	171	-,003
Trabalhador estudante	36	1,967
Desempregado/a	8	2,246
Reformado/a	23	-2,122

a. Optimal Scaling Level: Nominal.

##### Escolaridade

Categoria	Frequência	Quantificação
Até 3º Ciclo	9	-1,660
E.S. ou E.T./Prof/outro	95	-1,301
Bacharelato/Licenciatura	149	,576
Mestrado	40	,659
Doutoramento	13	2,030

a. Optimal Scaling Level: Ordinal.

**Total Phubbing (8 a 40 pontos)<sup>a</sup>**

Categoria	Frequência	Quantificação
9	3	-1,984
10	7	-1,808
11	5	-1,632
12	11	-1,456
13	9	-1,280
14	6	-1,104
15	26	-,928
16	16	-,752
17	17	-,576
18	27	-,400
19	21	-,224
20	14	-,048
21	30	,128
22	15	,304
23	14	,480
24	13	,655
25	19	,831
26	10	1,007
27	11	1,183
28	4	1,359
29	7	1,535
30	7	1,711
31	3	1,887
32	2	2,063
33	2	2,239
34	2	2,415
35	4	2,591
37	1	2,943

a. Optimal Scaling Level: Numerical.

**Total Solidão (20 a 80)<sup>a</sup>**

Categoria	Frequência	Quantificação
20	1	-1,980
21	2	-1,877
22	5	-1,774
23	3	-1,671
24	7	-1,568
25	5	-1,466
26	4	-1,363
27	4	-1,260
28	8	-1,157
29	12	-1,054
30	5	-,951
31	12	-,849
32	10	-,746
33	7	-,643
34	11	-,540
35	17	-,437
36	14	-,334
37	17	-,232
38	6	-,129
39	21	-,026
40	11	,077
41	12	,180
42	10	,283

43	13	,385
44	9	,488
45	8	,591
46	5	,694
47	7	,797
48	11	,900
49	3	1,003
50	6	1,105
51	6	1,208
52	6	1,311
54	2	1,517
55	4	1,620
56	4	1,722
57	4	1,825
58	2	1,928
59	2	2,031
60	2	2,134
61	2	2,237
62	1	2,339
63	1	2,442
64	1	2,545
67	1	2,854
69	1	3,059
71	1	3,265

a. Optimal Scaling Level: Numerical.

**Uso da Internet num dia de semana (horas)<sup>a</sup>**

Categoria	Frequência	Quantificação
Menos de 1 hora	9	-1,184
1 a 2 horas	53	-1,184
3 a 4 horas	76	-1,025
5 a 6 horas	68	,770
7 a 8 horas	36	,867
Mais de 8 horas	64	1,059

a. Optimal Scaling Level: Ordinal.

## Anexo 5 – Quantificações YouTube

### Nível de Utilização da Rede Social YouTube<sup>a</sup>

Categoria	Frequência	Quantificação
Nunca	20	-,962
Às vezes	143	-,752
Muitas vezes	112	,460
Sempre	31	2,429

a. Optimal Scaling Level: Ordinal.

### Idade<sup>a</sup>

Categoria	Frequência	Quantificação
18	7	-1,230
19	11	-1,169
20	8	-1,107
21	12	-1,046
22	27	-,984
23	24	-,922
24	9	-,861
25	11	-,799
26	5	-,738
27	6	-,676
28	9	-,615
29	5	-,553
30	5	-,491
31	3	-,430
32	2	-,368
33	8	-,307
34	5	-,245
35	8	-,184
36	3	-,122
37	4	-,060
38	1	,001
39	3	,063
40	4	,124
41	3	,186
42	8	,248
43	5	,309

44	5	,371
45	3	,432
46	5	,494
47	5	,555
48	2	,617
49	4	,679
50	6	,740
51	5	,802
52	3	,863
53	5	,925
54	2	,986
55	4	1,048
56	2	1,110
57	6	1,171
58	6	1,233
59	4	1,294
60	3	1,356
61	6	1,417
62	7	1,479
63	2	1,541
64	2	1,602
65	1	1,664
66	2	1,725
67	9	1,787
68	1	1,848
69	3	1,910
71	1	2,033
72	2	2,095
74	2	2,218
78	1	2,464
79	1	2,526

a. Optimal Scaling Level: Numerical.

**Uso da Internet num dia de fim de semana (horas)<sup>a</sup>**

Categoria	Frequência	Quantificação
Menos de 1 hora	19	-1,491
1 a 2 horas	65	-,529
3 a 4 horas	89	-,529
5 a 6 horas	51	-,102
7 a 8 horas	43	,597
Mais de 8 horas	39	2,291

a. Optimal Scaling Level: Ordinal.

## Anexo 6 – Quantificações Outras redes sociais (TikTok, Twitter, BeReal, entre outros)

### Nível de Utilização de Outras Redes Sociais<sup>a</sup>

Categoria	Frequência	Quantificação
Nunca	208	-,575
Às vezes	46	,224
Muitas vezes	37	1,901
Sempre	15	2,597

a. Optimal Scaling Level: Ordinal.

Idade <sup>a</sup>		
Categoria	Frequência	Quantificação
18	7	-1,230
19	11	-1,169
20	8	-1,107
21	12	-1,046
22	27	-,984
23	24	-,922
24	9	-,861
25	11	-,799
26	5	-,738
27	6	-,676
28	9	-,615
29	5	-,553
30	5	-,491
31	3	-,430
32	2	-,368
33	8	-,307
34	5	-,245
35	8	-,184
36	3	-,122
37	4	-,060
38	1	,001
39	3	,063
40	4	,124
41	3	,186
42	8	,248

43	5	,309
44	5	,371
45	3	,432
46	5	,494
47	5	,555
48	2	,617
49	4	,679
50	6	,740
51	5	,802
52	3	,863
53	5	,925
54	2	,986
55	4	1,048
56	2	1,110
57	6	1,171
58	6	1,233
59	4	1,294
60	3	1,356
61	6	1,417
62	7	1,479
63	2	1,541
64	2	1,602
65	1	1,664
66	2	1,725
67	9	1,787
68	1	1,848
69	3	1,910

71	1	2,033
72	2	2,095
74	2	2,218

78	1	2,464
79	1	2,526

a. Optimal Scaling Level: Numerical.

**Uso da Internet num dia de fim de semana (horas)<sup>a</sup>**

Categoria	Frequência	Quantificador
Menos de 1 hora	19	-,579
1 a 2 horas	65	-,579
3 a 4 horas	89	-,336
5 a 6 horas	51	-,336
7 a 8 horas	43	-,122
Mais de 8 horas	39	2,589

a. Optimal Scaling Level: Ordinal.