RBTCC
e-ISSN: 1982-3541
Revista Brasileira de Terapia Comportamental e Cognitiva
ABPMC
ASSOCIAÇÃO BRASILEIRA DE CIÊNCIAS DO COMPORTAMENTO

Desconto por atraso, elasticidade de demanda e uso da mídia social Instagram

Delay discounting, demand elasticity, and use of the social media platform Instagram

Descuento por demora, elasticidad de la demanda y uso de la plataforma de redes sociales Instagram

RESUMO: O uso problemático de mídias sociais pode ser descrito pela Teoria da Patologia do Reforço (TPR) e o Behavioral Perspective Model (BPM). A TPR analisa padrões de altas taxas de desconto por atraso e baixa elasticidade de demanda, enquanto o BPM considera consequências utilitárias e informativas. Este estudo examinou a relação entre a intensidade do uso do Instagram, as taxas de desconto temporal e a elasticidade de demanda de consequências utilitárias e informativas. Participaram 65 universitários que responderam questionários sobre desconto, demanda e uso do Instagram, em um delineamento intrassujeito contrabalanceado. Os resultados indicaram maior desconto por atraso por curtidas em comparação ao dinheiro, além de menor elasticidade de demanda entre usuários mais dependentes. Observaram-se efeitos de traço e de magnitude. A média de curtidas correlacionou-se com o desconto, indicando que medidas diretas podem ser mais sensíveis para avaliar padrões de uso problemático de mídias sociais.

Palavras-chave: Mídia social; Desconto por atraso; Demanda; Teoria da Patologia do Reforço; Behavioral Perspective Model.

ABSTRACT: Problematic use of social media can be explained by the Theory of Reinforcer Pathology (TRP) and the Behavioral Perspective Model (BPM). TRP focuses on patterns such as high delay discounting rates and low demand elasticity, while BPM considers utilitarian and informational consequences. This study examined the relationship between the intensity of Instagram use, time discount rates, and the elasticity of demand for utilitarian and informational consequences. Sixty-five university students participated by completing questionnaires on discounting, demand, and Instagram use, in a counterbalanced within-subject design. Results showed higher discounting for likes compared to money and lower demand elasticity among more dependent users. Trait effects and magnitude effects were observed. The average number of likes correlated with discounting, suggesting that direct behavioral measures may be more sensitive to identifying problematic social media use patterns.

Keywords: Social media; Delay discounting; Demand; Reinforcement Pathology Theory; Behavioral Perspective Model.

Samuel de Araujo Fonseca [1]
Jorge M. Oliveira-Castro [1]

[1] Universidade de Brasília (UnB)

Correspondente
* eusamuelaf@gmail.com

Dados do Artigo
DOI: 10.31505/rbtcc.v27i1.2191
Recebido: 01 de Novembro de 2025
1º Decisão: 29 de Abril de 2026
Aprovado: 05 de Maio de 2026
Publicado: 08 de Maio de 2026
Editor-Chefe: Dr. Fábio Henrique Baia
Editor Adjunto: Dr. Angelo A. S. Sampaio
Estagiário: Eduardo Caixeta

Declaração: Os autores SAF, e JMO declaram não ter nenhum conflito de interesses.

Como citar este documento
Fonseca, S. A.& Oiveira-Castro, J. M.. (2025). Desconto por atraso, elasticidade de demanda e uso da mídia social Instagram. *Revista Brasileira de Terapia Comportamental e Cognitiva,* 27, 270-289.
https://doi:10.31505/rbtcc.v27i1.2191

CC BY OPEN ACCESS
É permitida a distribuição, remixe, adaptação e criação a partir deste trabalho, mesmo para fins comerciais, desde que lhe atribuam o devido crédito pela criação original.

RESUMEN: El uso problemático de redes sociales puede analizarse mediante la Teoría de la Patología del Reforzador (TPR) y el Modelo de Perspectiva Conductual (BPM). La TPR se enfoca en tasas altas de descuento temporal y baja elasticidad de demanda, mientras el BPM considera consecuencias utilitarias e informativas. Este estudio examinó la relación entre la intensidad del uso de Instagram, las tasas de descuento temporal y la elasticidad de la demanda de consecuencias utilitarias e informativas. Participaron 65 universitarios que respondieron cuestionarios sobre descuento, demanda y uso de Instagram, en un diseño intrasujeto. Se encontró mayor descuento por "me gusta" que por dinero, y menor elasticidad entre usuarios más dependientes. También hubo efectos de rasgo y de magnitud. El promedio de "me gusta" se correlacionó con las tasas de descuento, indicando que medidas directas pueden ser más sensibles para evaluar el uso problemático de redes sociales.

Palabras clave: Redes sociales; Descuento por pago tardío; Demanda; Teoría de la patología del refuerzo; Modelo de perspectiva conductual.

O Instagram, segunda plataforma mais usada globalmente, conta com 2 bilhões de perfis ativos, sendo o Brasil o segundo país com mais usuários (120,4 milhões) e uma média de 15 h mensais de uso (Datareportal, 2023; Kepios, 2024; Statista, 2024). Em 2021, usuários brasileiros passaram, em média, 5,4 h diárias em mídias sociais, acima da média global de 4,8 h (Data.ai, 2022). Essa mídia social permite a produção de conteúdo e reforçadores sociais, como curtidas e seguidores (Boyd & Ellison, 2007; Kaplan & Haenlein, 2010; Van Dijck et al., 2018). Nesse contexto, o Instagram pode integrar o uso problemático de mídias sociais (UPMS), que está associado à insatisfação com a vida, privação de sono, transtornos alimentares, baixo desempenho acadêmico e dificuldades sociais, o que pode indicar adicção comportamental (Chou et al., 2017; Hassan & Kyonka, 2021; Holland & Tiggemann, 2016; James & Tunney, 2017; Levenson et al., 2016; Rogowska & Libera, 2022; Samaha & Hawi, 2016). O UPMS é avaliado por critérios tradicionais de adicção, como preocupação excessiva, perda de controle e persistência do uso, apesar das consequências negativas (Dahl & Bergmark, 2020; James & Tunney, 2017; Young, 1998), mas ainda não possui critérios diagnósticos específicos, diferentemente do jogo online, reconhecido formalmente pela CID-11 (American Psychiatric Association, 2014; Sociedade Brasileira de Pediatria, 2018; World Health Organization, 2022).

Na Análise do Comportamento, a noção de comportamento, considerado patológico ou não, é definida pela relação funcional entre classes de resposta do indivíduo com variáveis ambientais (Banaco et al., 2014; Sidman, 1960; Skinner, 1981). Bickel et al. (2011) desenvolveram a Teoria da Patologia do Reforço (TPR) para avaliar e intervir em repertórios adictivos sob a perspectiva da economia comportamental. Segundo a TPR, vícios e adicções, como drogas, jogos, álcool e comida, são descritas, conjuntamente, por (1) alta valorização de um reforçador (i.e., alta intensidade de demanda com baixa elasticidade) e (2) elevado desconto por atraso (i.e., preferência por reforços imediatos, apesar de consequências negativas futuras). Esse padrão decorre da interação entre processos endógenos e exógenos, manifestando-se, entre outros aspectos, em altas taxas de desconto por atraso, maior valor relativo de reforçadores imediatos e menor controle exercido por reforçadores alternativos (Bickel et al., 2014a). As medidas de desconto por atraso e elasticidade de demanda são correlacionadas (MacKillop et al., 2010) e podem atuar como marcadores comportamentais para identificar padrões considerados impulsivos que produzem prejuízo à qualidade de vida do indivíduo (Bickel et al., 2014b, 2019, 2021).

Em primeiro lugar, a TPR incorpora a análise da demanda por reforçadores como elemento central na compreensão de comportamentos aditivos, sendo representada por uma curva que descreve a relação inversa entre preço e consumo: à medida que o preço aumenta, o consumo tende a diminuir (Hursh, 1980, 1984; Reed et al., 2025). Na análise da demanda, Q_0 pode ser obtido empiricamente como medida do consumo quando o preço é zero, enquanto a elasticidade de demanda (α) indica a sensibilidade do consumo a aumentos de preço; além dessas, métricas como Pmax (i.e., preço em que a despesa é máxima), Omax (i.e., valor máximo gasto com o reforçador) e *break point* (i.e., ponto em que o consumo deixa de ocorrer) também são empregadas para caracterizar diferentes aspectos da curva de demanda (Hursh & Silberberg, 2008). Valores altos de Q_0 e baixa elasticidade sugerem um reforçador com alto valor e comportamento resistente à mudança, como observado em dependência de substâncias, apostas e outros comportamentos prejudiciais (Jacobs & Bickel, 1999; Weinstock et al., 2016). No contexto digital, Acuff et al. (2018, 2022) identificaram padrões semelhantes para smartphones, internet e jogos online, com maior intensidade e menor elasticidade de demanda em usuários com perfis de uso problemático. Hayashi (2024) mostrou que a demanda inelástica por mensagens de texto entre universitários manteve-se mesmo com aumentos de custo. Broadbent e Dakki (2015) enfatizaram esse padrão ao demonstrar que o aumento de custo reduz o uso problemático de redes sociais, enquanto o acesso irrestrito o intensifica. Esses achados indicam a utilidade das métricas de demanda da TPR para identificar o valor relativo dos reforçadores digitais e diferenciar padrões funcionais e prejudiciais de consumo em ambientes tecnologicamente mediados.

Em segundo lugar, a TPR considera a noção de desconto por atraso, que se refere à redução do valor subjetivo de um reforçador em função do atraso (Białaszek et al., 2019; Gelino et al., 2024). Associado a comportamentos impulsivos no UPMS, caracteriza-se pela preferência por reforçadores imediatos e de menor magnitude (i.e., *small, sooner reinforcement*, SSR; e.g., curtidas, tempo de uso), em detrimento de reforçadores de maior valor e obtidos a longo prazo (i.e., *larger, delayed reinforcement*, LDR; e.g., nota 10 em uma prova, exames médicos saudáveis; Hayashi, 2024; Madden & Bickel, 2010; Strickland & Johnson, 2021). O desconto é mais bem descrito por funções hiperbólicas, que prediz o fenômeno da reversão de preferência, quando há troca de LDR por SSR conforme a proximidade do reforço (MacKillop et al., 2011). Altas taxas de desconto por atraso estão ligadas a comportamentos adictivos, como o uso excessivo de smartphones (Cheng et al., 2021; Moretta et al., 2022; Weinsztok et al., 2021). Somado a isso, no arcabouço do desconto por atraso, também há o efeito de magnitude, que apresenta maiores taxas diante de reforçadores com menor magnitude (Thaler, 1981); e o efeito de traço, que indica estabilidade das taxas de desconto entre contextos, embora sua generalização para mídias sociais ainda exija mais estudos (Odum, 2011; Odum et al., 2020). Esses dois efeitos já foram identificados no uso excessivo do Instagram (Schulz van Endert & Mohr, 2022).

Embora a TPR descreva o comportamento adictivo por meio de métricas quantitativas como o desconto por atraso e a elasticidade de demanda (Bickel et al., 2011), ainda é relevante identificar o papel funcional das consequências envolvidas no consumo. Nesse sentido, o *Behavioral Perspective Model* (BPM) complementa a TPR ao diferenciar reforçadores utilitários (RUs) e informativos (RIs), cuja natureza pode influenciar diretamente essas métricas (Foxall, 1990; Foxall et al., 2006). O BPM

descreve o comportamento de consumo sob a perspectiva operante, ao considerar a interação entre o ambiente de consumo (e.g., marcas, tempo, regras econômicas) e a história individual de aprendizagem (e.g., preferências, valores, normas culturais) como o contexto antecedente ao consumo (Foxall, 1990; Foxall et al., 2006). No contexto consequente, o BPM diferencia entre RUs, ligados à utilidade direta do produto, e RIs, relacionados a aspectos sociais e simbólicos (Foxall et al., 2006). Em casos de adicção, tal modelo estabelece que o consumo ocorre em um continuum que vai do uso rotineiro e autocontrolado até padrões compulsivos e adictivos (Foxall, 2016, 2024). Esse modelo tem sido aplicado na análise de consumo alimentar (Foxall et al., 2004), marketing (Foxall et al., 2021) e adicções por uso de substância (Foxall, 2016, 2024). Em comportamentos adictivos relacionados ao uso de mídias sociais, os RIs, em comparação com RUs, tendem a exercer papel mais relevante, pois funcionam como consequências sociais imediatas e frequentemente imprevisíveis, capazes de manter e aumentar a frequência do comportamento (Busch & McCarthy, 2021; Hayashi, 2024). Já em comportamentos como uso de substâncias e jogos de azar, os RUs, como efeitos fisiológicos ou ganhos financeiros, tendem a assumir maior relevância funcional, em comparação com RIs (Foxall & Sigurdsson, 2011).

A diferenciação entre RUs e RIs é importante porque permite analisar se os padrões de consumo adictivo ocorrem por reforçadores de valor social ou utilitário, ajudando a definir intervenções mais eficazes. Além disso, a TPR aponta que tanto a elasticidade da demanda quanto o desconto por atraso são influenciados pelo tipo de reforçador envolvido (Bickel et al., 2011), sendo que altos níveis de desconto e baixa elasticidade para RIs podem indicar maior vulnerabilidade à adicção em ambientes digitais. Assim, investigar separadamente os efeitos de RUs e RIs permite compreender melhor a manutenção e gravidade do comportamento adictivo, além de possibilitar a identificação de marcadores comportamentais sensíveis ao tipo de consequência predominante no contexto analisado (Hayashi, 2024; Robayo-Pinzon et al., 2021, 2023; Schulz van Endert & Mohr, 2022).

Pesquisas recentes têm examinado o uso problemático de tecnologias digitais por meio de medidas propostas pela TPR, como desconto por atraso e demanda, e, em menor grau, pela distinção entre RUs e RIs, compatível com o BPM. Acuff et al. (2018, 2022), por exemplo, investigaram a correlação entre medidas de desconto por atraso, demanda e diferentes formas de uso problemático de tecnologia, como internet, smartphones, jogos online e apostas, observando que maiores taxas de desconto e maior valor reforçador dessas atividades se associaram a menor engajamento em reforçadores alternativos. Contudo, essas medidas foram examinadas em análises separadas, o que limita uma compreensão integrada dos processos previstos pela TPR. Hayashi (2024), ao analisar o uso de celulares em contexto acadêmico, encontrou associação mais consistente entre a demanda por reforçadores sociais, como mensagens de texto, e o comportamento de uso do que entre esse comportamento e o desconto por atraso, embora o estudo tenha utilizado apenas RIs. De modo semelhante, Robayo-Pinzon et al. (2021, 2023) relataram correlações entre taxas de desconto, intensidade de uso e dependência de mídias sociais, mas sem integrar medidas de desconto e demanda nem manipular diferencialmente RUs e RIs, o que restringe inferências mais precisas sobre os padrões comportamentais envolvidos.

Schulz van Endert e Mohr (2022) foram os únicos a investigar, em um estudo online com delineamento intrasujeito, o desconto por atraso para diferentes tipos de reforçadores no contexto do

Instagram. Os participantes responderam a tarefas de escolha intertemporal nas quais decisões envolvendo dinheiro (RU) foram comparadas, no mesmo indivíduo, a decisões envolvendo consequências sociais do Instagram, como curtidas e seguidores (RI). Os resultados indicaram maior desconto por atraso para RIs do que para RUs, além de replicarem dois achados clássicos da literatura sobre desconto: o efeito de magnitude, expresso em menor desconto para reforçadores de maior valor, e o efeito de traço, evidenciado pela correlação entre taxas de desconto obtidas para diferentes tipos de reforçadores. Entretanto, o estudo não incluiu medidas de demanda. Além disso, parte da literatura anterior empregou consequências com menor relevância para o contexto brasileiro, como mensagens de texto (Hayashi, 2024), ou analisou o Instagram apenas por meio de medidas parciais. Em síntese, a ausência de integração entre medidas de desconto e demanda, bem como a limitada manipulação conjunta de RUs e RIs, indica a relevância empírica de delineamentos que articulem essas variáveis para compreender com maior precisão os padrões comportamentais envolvidos no uso problemático de mídias sociais.

Em suma, os estudos indicam que os padrões de desconto por atraso no uso de mídias sociais (RI) são semelhantes aos observados para RUs, como comida e dinheiro (Acuff et al., 2018, 2022; Hayashi, 2024; Robayo-Pinzon et al., 2021, 2023; Schulz van Endert & Mohr, 2022). O tempo de uso de mídias sociais em geral é influenciado pela magnitude e atraso do reforçador (Robayo-Pinzon et al., 2023), altos escores de dependência e altas taxas de desconto por atraso (Robayo-Pinzon et al., 2021), além de ser compatível com a TPR em termos dos padrões de desconto e demanda (Acuff et al., 2018, 2022; Hayashi, 2024). No entanto, esses estudos analisaram desconto por atraso e elasticidade de demanda separadamente, sem manipular diferentes consequências previstas no BPM (i.e., RI e RU), além do fato de que o uso frequente do envio de mensagens de texto é um padrão tecnológico particular nos EUA (Hayashi, 2024)[1].

Para preencher essas lacunas, o presente estudo propõe alterações metodológicas em relação a pesquisas anteriores (Acuff et al., 2018, 2022; Hayashi, 2024; Robayo-Pinzon et al., 2021, 2023; Schulz van Endert & Mohr, 2022). Enquanto Schulz van Endert e Mohr (2022) e Robayo-Pinzon et al. (2023) analisaram RU e RI apenas em relação ao desconto por atraso, sem considerar medidas de demanda, apenas o primeiro investigou o Instagram. Robayo-Pinzon et al. (2021) e Acuff et al. (2018, 2022) estudaram apenas RU, enquanto Hayashi (2024) focou exclusivamente em RI. Este estudo mensurará separadamente medidas de desconto por atraso e de demanda no contexto do Instagram, diferenciando-os de abordagens anteriores baseadas em mensagens de texto (Hayashi, 2024). Além disso, analisará a relação entre taxas de desconto para RU e RI e a elasticidade de demanda por RI, investigando se essas variáveis apresentam correlação positiva (Odum, 2011; Odum et al., 2020). A metodologia baseia-se na mensuração direta do uso de mídias sociais empregada por Robayo-Pinzon et al. (2021), replicando o uso de curtidas como RI (Robayo-Pinzon et al., 2023).

O presente estudo teve como objetivo geral avaliar a relação entre o padrão de uso de mídias sociais (i.e., escore de dependência, tempo de uso e média de curtidas), as taxas de desconto por atraso para consequências distintas —RU (dinheiro) e RI (curtidas) — e a elasticidade de demanda por RIs.

[1] Por um lado, apenas 8% e 44% dos brasileiros enviavam e recebiam mensagens de texto, respectivamente (Mobile Time, 2021). Por outro lado, o Brasil é o segundo país no mundo em número de usuários no Instagram, com 113,5 milhões de contas cadastradas. Essa mídia social é utilizado por cerca de 90% de todos os usuários de internet no pais (Datareportal, 2023), com uso, em média, de 15 h mensais por brasileiros.

Especificamente, o estudo buscou: (1) avaliar a correlação entre as taxas de desconto por atraso para RU e RI (Odum, 2011; Odum et al., 2020); (2) examinar a relação entre essas taxas e a elasticidade de demanda para RIs, com base na TPR; e (3) analisar a associação entre padrões de uso de mídias sociais e o desconto por atraso de RU e RI, à luz do BPM. A hipótese principal foi de que o padrão intenso de uso de mídias sociais (i.e., escore de dependência, tempo de uso e média de curtidas) estaria associado às medidas de desconto por atraso para RU e RI e à elasticidade de demanda, indicando possíveis marcadores comportamentais para identificar e intervir no uso problemático dessas plataformas.

Método

Participantes e Procedimentos Éticos

A amostra foi composta por 65 estudantes universitários adultos (M = 27,98 anos; DP = 7,5), com idades entre 18 e 50 anos, de instituições do centro-oeste brasileiro Antes da coleta de dados, todos os participantes receberam informações sobre sigilo, confidencialidade e consentimento, formalizado pelo Termo de Consentimento Livre e Esclarecido (TCLE). Os critérios de exclusão incluíram: (1) participação em pesquisas ou conhecimento avançado em Economia Comportamental, autocontrole e impulsividade na Análise do Comportamento; e (2) trabalho direto com o Instagram ou remuneração por produção de conteúdo na plataforma. O estudo foi devidamente aprovado pelo Comitê de Ética em Pesquisa da Universidade de Brasília (CAAE 81455724.3.0000.5540).

Instrumentos, Equipamentos e Local de Coleta

Após leitura e assinatura do TCLE, os participantes receberam os links virtuais dos instrumentos por meio do Google Formulários. Inicialmente, os participantes inseriram as iniciais do nome, e-mail para contato, data de nascimento e indicaram se o ano de nascimento era par ou ímpar. Essa informação foi utilizada para contrabalancear a ordem de apresentação dos questionários, de modo a reduzir possíveis efeitos de ordem sobre as respostas. A coleta de dados foi realizada de forma assíncrona, virtual e remota, com os equipamentos dos próprios participantes (e.g., celular, notebook).

Desconto por atraso

O desconto por atraso foi avaliado utilizando o Monetary Choice Questionnaire (MCQ; Kirby & Maraković, 1996), em sua versão original para RU (i.e., dinheiro), e uma versão adaptada para RI (i.e., curtidas)[2]. As respostas de ambos os questionários foram analisadas automaticamente com a ferramenta proposta por Kaplan et al. (2016), que calcula a proporção de escolhas por consequências atrasadas e de maior magnitude, além de identificar padrões de escolha com magnitudes pequenas, médias e grandes. A ferramenta também permitiu verificar a consistência das respostas, identificando possíveis indícios de incompreensão das questões ou respostas aleatória dos participantes. A versão original do MCQ consistiu em 27 itens nos quais os participantes escolhem entre uma recompensa monetária imediata e menor ou uma recompensa monetária atrasada e maior (e.g., "Você prefere R$ 54 hoje ou R$ 55 daqui a 117 dias?"). O questionário é dividido em três grupos de nove itens, com magnitudes pequenas (R$ 25, R$ 30, R$ 35), médias (R$ 50, R$ 55, R$ 60) e grandes (R$ 75, R$ 80, R$ 85), e períodos de atraso que variam entre 7 e 186 dias. Em relação à versão original do MCQ,

[2] Ver arquivo correspondente em materiais suplementares.

no questionário de RU (i.e., dinheiro) foi adaptado ao contexto brasileiro via a substituição da moeda dólar por real, mantendo-se os mesmos valores nominais e intervalos de atraso da versão original, de modo a preservar a estrutura do instrumento e favorecer a comparabilidade com estudos prévios. Para o contexto do RI (i.e., curtidas), utilizou-se uma versão adaptada do MCQ (Schulz van Endert & Mohr, 2022), ao substituir o RU (dinheiro) por curtidas adicionais, também mantendo-se os mesmos valores de magnitude e períodos de atraso (e.g., "Você prefere 54 curtidas adicionais hoje ou 55 curtidas adicionais daqui a 117 dias?"). O termo "adicionais" foi incluído para indicar aumentos progressivos nas estatísticas da plataforma, diferenciando-se de valores fixos ou já existentes (Schulz van Endert & Mohr, 2022).

Elasticidade de demanda

A elasticidade de demanda pelas RIs (como curtidas) foi avaliada por meio de uma versão adaptada e breve do *Internet Purchase Task* (IPT; Broadbent & Dakki, 2015)[3], com base nos princípios descritos na literatura de Economia Comportamental Operante (Reed et al., 2025). O instrumento utilizado seguiu a lógica metodológica dos *purchase tasks*, que são tarefas hipotéticas em que os participantes indicam quantas unidades de um reforçador consumiriam sob diferentes preços unitários, assumindo que todo o consumo ocorreria dentro de um período específico e que nenhuma outra fonte alternativa estaria disponível. A tarefa implementada foi composta por seis perguntas relativas ao consumo de curtidas no Instagram: (1) quantidade consumida de curtidas em preço zero (Q0), (2) consumo de curtidas no preço típico, (3) consumo de curtidas com preço dobrado, (4) consumo de curtidas com preço triplicado, (5) preço típico pago por curtidas, e (6) preço máximo que o participante pagaria por uma unidade de curtida (Pmax). Essa abordagem permitiu derivar uma curva de demanda individual e identificar padrões de elasticidade, conforme a sensibilidade do consumo às variações no custo. Com base nessa curva, foram calculadas métricas como intensidade (consumo com custo zero), elasticidade (queda proporcional do consumo com aumento do preço) e o ponto de máxima despesa (Omax; Gilroy et al., 2020). Nesse instrumento, houveram três padrões de elasticidade: típico, duplicado e triplicado.

Uso de mídias sociais

O uso de mídias sociais foi mensurado por meio de dois instrumentos, um de autorrelato e outro direto. Por um lado, o instrumento de autorrelato foi a Escala Bergen de Adição ao Instagram (EBAI) modificado (Monteiro et al., 2020)[4]. O instrumento possui seis itens que solicitam a indicação da frequência, em uma escala Likert de cinco pontos, sobre o (1) tempo de pensamentos relacionados ao Instagram; (2) desejo crescente de uso; (3) utilização com função de evitar problemas pessoais; (4) tentativas falhas de reduzir o uso; (5) incômodo diante da proibição do uso; e (6) impactos profissionais/acadêmicos negativos. Apesar de não possuir critérios normativos específicos, é possível que um escore bruto de 19 separe os grupos de alto e baixo risco para adicção. Neste estudo, os escores da EBAI foram organizados em quatro níveis de envolvimento com o Instagram: Nível 0 (0–5 pontos), correspondente à ausência de indicativos de adicção; Nível 1 (6–10 pontos), indicativo de baixa adicção; Nível 2 (11–18 pontos), indicativo de adicção moderada; e Nível 3 (19–30 pontos), indicativo de alta adicção, conforme indicação dos próprios autores (Monteiro et al., 2020) e de

[3] Ver arquivo correspondente em materiais suplementares.
[4] Ver arquivo correspondente em materiais suplementares.

parâmetros adotados em instrumentos da área (Fonseca & Oliveira-Castro, 2025). Por outro lado, a medida direta do uso do Instagram foi verificada por meio da coleta do tempo médio de uso durante a semana anterior, informado no próprio aplicativo, e inserido ao final das perguntas da EBAI original.

Procedimento

Em um delineamento intrassujeito contrabalanceado e correlacional, os participantes responderam a quatro questionários online: (1) o MCQ original para RU (dinheiro; Kirby & Maraković, 1996); (2) o MCQ adaptado para RI (curtidas; Schulz van Endert & Mohr, 2022); (3) um questionário de elasticidade de demanda para RI (curtida); e (4) o EBAI modificado. A ordem dos questionários variou conforme o ano de nascimento (par/ímpar). Devido à ausência parcial de dados de elasticidade em uma fração dos participantes, a amostra foi segmentada em três grupos analíticos: (1) todos os participantes; (2) apenas aqueles com dados completos de elasticidade; e (3) participantes com dados ausentes de elasticidade. A ausência de dados de elasticidade decorre de limitações conhecidas na aplicação de tarefas de compra hipotética (*purchase tasks*), especialmente em contextos digitais e com reforçadores simbólicos como curtidas. Especificamente, alguns participantes forneceram respostas inconsistentes ou não sistemáticas, como relatar consumo zero mesmo com preço igual a zero (Q0 = 0), não conseguir estimar um preço típico ou máximo (Pmax), ou apresentar padrões crescentes de consumo à medida que o preço aumentava — padrões que violam os pressupostos da análise de demanda. Além disso, reforçadores não tangíveis, como RI (curtidas), podem gerar maior variabilidade na interpretação do valor subjetivo, contribuindo para a omissão de dados válidos. A separação dos grupos permitiu avaliar a robustez das análises e controlar possíveis vieses decorrentes da exclusão de dados não sistemáticos. O objetivo foi comparar taxas de desconto por atraso para RU e RI e elasticidade de demanda para RI, considerando a relação com os escores do EBAI, tempo de uso e média de curtidas. O tempo médio de resposta foi de 15 min, com questionários aplicados via Google Formulários.

Análise de dados

A análise estatística do desconto por atraso seguiu Schulz van Endert e Mohr (2022), utilizando a ferramenta de Kaplan et al. (2016) para calcular taxas de desconto para dinheiro (RU) e curtidas (RI) com três medidas: proporção de escolhas LDR[5], coeficiente geral de desconto por atraso (Overall K)[6] e seu logaritmo natural (Overall LnK)[7]. A análise da demanda por RIs foi realizada por meio da versão exponenciada do modelo de demanda proposta por Koffarnus et al. (2015), a qual preserva a interpretação dos parâmetros originais, mas permite o ajuste direto dos dados sem necessidade de transformação logarítmica dos valores de consumo. O modelo foi utilizado para estimar métricas como elasticidade (α), intensidade de consumo (Q_0) e preço associado ao ponto de gasto máximo (P_{max}). Sua formulação é dada por:

$$Q = Q_0 \cdot 10^{k(e^{-\alpha Q_0 C}-1)}$$

em que Qrepresenta o consumo, Co preço, Q_0o consumo estimado a preço zero, ko parâmetro de amplitude da curva e αa sensibilidade do consumo

[5] Myerson et al. (2014) sugerem que a proporção de escolhas de LDR pode ser tomada como um método de pontuação alternativo e acessível que corresponde aos valores k transformados logaritmicamente, mantendo a confiabilidade e a validade do procedimento de pontuação com maior complexidade.
[6] Valor geral de k para todos os participantes.
[7] Logaritmo natural do valor geral de k. São úteis para resolver equações nas quais a incógnita aparece como o expoente de alguma outra quantidade.

ao aumento do preço. Valores mais altos de αindicam maior elasticidade, isto é, maior sensibilidade do consumo a restrições de custo. A escolha desse modelo se justifica por sua ampla utilização na literatura recente e por sua vantagem metodológica de incorporar diretamente valores zero no ajuste da curva, sem necessidade de substituições arbitrárias (Reed et al., 2025). O uso do Instagram foi analisado pelo tempo diário, média de curtidas e escore total da EBAI.

Foram calculadas médias, medianas e desvios-padrão, com testes de normalidade (Kolmogorov-Smirnov e Shapiro-Wilk), justificando o uso da correlação de Kendall. Os níveis de correlação foram classificados a partir do parâmetro de Cohen (1992)[8]. A distribuição das variáveis apresentou desvios significativos da normalidade (Kolmogorov-Smirnov e Shapiro-Wilk), exceto para o Desconto por atraso do Dinheiro (Proporção LDR; D(gl) = 0,093, p = 0,2; W(gl) = 0,965, p = 0,062) e o LogN do Tempo de Uso (D(gl) = 0,096, p = 0,200; W(gl) = 0,966, p = 0,074). Mesmo após a transformação em logaritmo natural, os resultados se mantiveram, justificando o uso de testes não paramétricos. Diante da não normalidade da maior parte das variáveis, utilizaram-se correlações de Kendall para as análises não paramétricas. Nos casos em que a transformação logarítmica promoveu normalização adequada da distribuição, foram conduzidas análises de variância (ANOVA).

Todos os participantes apresentaram dados consistentes nas medidas de desconto por atraso. Nas medidas de demanda, parte da amostra foi separada conforme a presença (PMax > 0) ou ausência (PMax = 0) de dados válidos para estimativa de elasticidade. Os participantes foram distribuídos em dois grupos: sem dados válidos de elasticidade (PMax = 0; n = 41) e com dados válidos de elasticidade (PMax > 0; n = 24). No grupo com PMax = 0, foram inicialmente realizadas correlações de Kendall e, após transformação logarítmica das variáveis que atenderam aos pressupostos de normalidade, conduziu-se uma ANOVA unifatorial para comparar LogN Q0 e LogN Tempo de Uso em função dos três níveis da EBAI. Quando pertinente, utilizaram-se testes post hoc de Tukey (HSD). No grupo com PMax > 0, foram conduzidas análises correlacionais entre os coeficientes de elasticidade, o PMax, o Q0 e as demais variáveis de uso do Instagram, além de inspeção descritiva das tendências em função dos níveis da EBAI.

As medidas de desconto por atraso foram tratadas prioritariamente como variáveis contínuas, sendo examinadas por meio de correlações com os indicadores de uso do Instagram, a fim de preservar a variabilidade dos dados e evitar a perda de informação decorrente da categorização dos escores. As comparações em função dos níveis da EBAI foram conduzidas apenas no grupo com PMax = 0, isto é, entre participantes sem dados válidos de elasticidade, porque esse subgrupo apresentou maior número de casos e permitiu a exploração de diferenças em variáveis específicas após transformação logarítmica. No grupo com PMax > 0, a subdivisão adicional por níveis da EBAI produziria subamostras muito reduzidas, comprometendo a potência estatística e a estabilidade das estimativas. Por essa razão, optou-se por não realizar comparações inferenciais das medidas de desconto por atraso entre níveis de uso, priorizando análises correlacionais mais adequadas à distribuição e ao tamanho da amostra.

[8] Classificação das correlações tau de Kendall: τ = 0,10 → correlação fraca. τ = 0,30 → correlação moderada. τ = 0,50 → correlação forte.

Resultados

Análises Descritivas

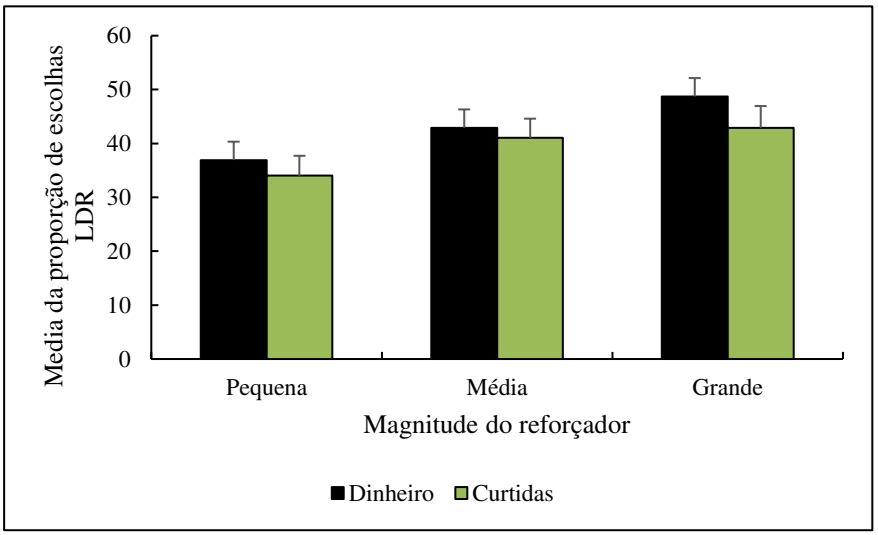
As médias e desvios padrão das variáveis do estudo estão na Tabela 1. Os participantes apresentaram maior média e mediana de escolhas por reforçadores atrasados e de maior magnitude (LDR) para dinheiro (M = 0,428; Md = 0,444; DP = 0,233) do que para curtidas (M = 0,393; Md = 0,333; DP = 0,295). Os coeficientes de elasticidade 1 (M = 0,982; Md = 1,0; DP = 0,402), 2 (M = 0,876; Md = 0,6; DP = 0,459) e 3 (M = 0,973; Md = 1,0; DP = 0,420) apresentaram variações semelhantes. O uso médio diário do Instagram foi de 79 min (Md = 67; DP = 60,81), com média de 116 curtidas (Md = 80; DP = 248,71) e pontuação média de 16 no EBAI, indicando adicção moderada (Md = 15; DP = 7,01).

Tabela 1. *Estatística Descritiva para as Principais Variáveis*

Variável	Média (M)	Mediana (Md)	Desvio padrão (DP)
Medidas de desconto por atraso			
Proporção LDR (Dinheiro)	,428	,444	,233
Proporção LDR (Curtidas)	,393	,333	,295
Medidas de elasticidade de demanda			
Coeficiente de elasticidade 1	,982	1,000	,402
Coeficiente de elasticidade 2	,876	,600	,459
Coeficiente de elasticidade 3	,973	1,000	,420
PMax	81,707	,000	619,700
Q0	33093,153	150,000	1,740
Medidas de uso do Instagram			
Tempo de uso diário (min)	79,861	67,000	60,807
Média de Curtidas	116,692	80,000	248,711
Escore do EBAI	16,076	15,000	7,005

Os participantes exibiram o efeito de magnitude para RU (dinheiro) e RI (curtidas), com redução do desconto por atraso à medida que a magnitude do reforçador aumentou. A Figura 1 mostra a média das proporções de LDR para três níveis de magnitude: pequena (R$ 25–35), média (R$ 50–60) e grande (R$ 75–85), nos questionários de RU (dinheiro; colunas pretas) e RI (curtidas; colunas cinzas). Houve maior desconto por atraso observado para RI (curtidas), em comparação com RU (dinheiro).

Figura 1. *Média das Proporções de LDR para Magnitude do Reforçador*



Correlações Não-Paramétricas

A Tabela 2 apresenta as correlações não paramétricas de Kendall entre as principais variáveis do estudo. As medidas de desconto por atraso para dinheiro (RU) e curtidas (RI) mostraram correlações significativas e fortes entre si ($\tau(63) = .95–1.00$, $p < .01$). Houve correlações positivas, mas fracas, entre desconto para dinheiro e curtidas ($\tau(63) = .29–.30$, $p < .01$) e uma fraca relação entre a média de curtidas e a demanda (Q0; $\tau(63) = .45$, $p < .01$). Os coeficientes de elasticidade correlacionaram-se apenas entre si ($\tau(22) = .56–.60$, $p < .01$), sem relação com outras variáveis. O Q0 teve correlação negativa com o desconto para curtidas (Overall K; $\tau(22) = -.22$, $p < .05$) e positiva com a proporção LDR para curtidas ($\tau(22) = .22$, $p < .05$) e com a média de curtidas ($\tau(22) = .45$, $p < .01$). O escore total do EBAI correlacionou-se com o tempo de uso ($\tau(63) = .35$, $p < .01$), enquanto a média de curtidas apresentou correlação positiva com o desconto para dinheiro ($\tau(63) = .26$, $p < .01$) e curtidas ($\tau(63) = .24$, $p < .01$). Não houve relação significativa entre as taxas de desconto e o tempo de uso diário ou os escores do EBAI. Devido a valores faltantes na elasticidade, os participantes foram distribuídos entre os grupos com (PMax > 0) e sem elasticidade (PMax = 0).

Tabela 2. *Correlações (τ) Entre As Principais Variáveis*

Variável	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13
1. Proporção LDR (dinheiro)	-												
2. Overall K (dinheiro)	-,951**	-											
3. Overall LnK (dinheiro)	-,951**	,998**	-										
4. Proporção LDR (curtida)	,298**	-,301**	-,300**	-									
5. Overall K (curtidas)	-,296**	,297**	,295**	-,956**	-								
6. Overall LnK (curtidas)	-,296**	,297***	,295**	-,956**	1,0**	-							
7. Coeficiente Elasticidade 1	-,101	,101	,101	,150	-,107	-,107	-						
8. Coeficiente Elasticidade 2	-,079	,093	,101	-,206	,186	-,186	,351	-					
9. Coeficiente Elasticidade 3	-,032	,032	,032	,195	-,193	-,193	,604**	,557**	-				
10. Q0	,090	-,107	-,108	,220*	,220*	-,220*	,085	,063	,102	-			
11. Tempo de uso diário	-0,096	,091	,088	-,082	-,082	,068	-,041	,039	,135	,064	-		
12. Média de curtidas	,0268**	-,266**	-,264**	,249**	,249**	-,244**	-,072	,049	,043	,454**	,105	-	
13. Escore EBAI	,102	-,098	-,098	-,075	-,075	,058	,125	,234	,205	,172	,358**	0,92	-

*Nota. *p < 0.05, **p < 0.01 e ***p < 0.001*

Análise Sem Elasticidade (PMax = 0)

Entre os participantes, 63,1% (n = 41) não pagariam por RI (curtidas; (PMax = 0). Nessa amostra, conforme a Tabela 3, observou-se correlação positiva e média entre o Q0 e a média de curtidas ($\tau(39) = .42$, $p < .01$), mas correlação positiva e fraca entre Q0 e o escore da EBAI ($\tau(39) = .25$, $p < .05$) e a proporção LDR para RI (curtidas; $\tau(39) = .24$, $p < .05$). O tempo de uso diário correlacionou-se com o escore da EBAI ($\tau(39) = .40$, $p < .01$), enquanto a média de curtidas apresentou correlação positiva e fraca com a proporção LDR para dinheiro ($\tau(39) = .27$, $p < .05$) e curtidas ($\tau(39) = .37$, $p < .05$). Também houve correlação entre as proporções LDR para RU (dinheiro) e RI (curtidas; $\tau(39) = .26$, $p < .05$).

Tabela 3. *Correlações (τ) Entre As Principais Variáveis no Grupo PMax = 0*

Variável	1	2	3	4	5	6
1. Q0	-					
2. Tempo de uso diário	,105	-				
3. Média de curtidas	,416**	,117	-			
4. Escore da EBAI	,251*	,396**	,100	-		
5. Proporção LDR (Dinheiro)	-,005	-0,71	,267*	,138	-	
6. Proporção LDR (Curtidas)	,238*	-,119	,366**	,060	,257*	-

*Nota. *p < 0.05, **p < 0.01 e ***p < 0.001.*

A transformação logarítmica das variáveis tornou quase todas com distribuição normal, exceto o nível 3 da EBAI e o desconto para RI (curtidas). A análise de variância (ANOVA) revelou um efeito significativo dos níveis de dependência do EBAI nas variáveis analisadas, $F(2, 38) = 154.86$, $p < .001$. Testes post hoc de Tukey (HSD) foram conduzidos para examinar as diferenças entre os grupos. O LogN Q0 foi maior no nível 3 em comparação com o nível 1 (Diferença = -2,50, $p < .05$) e nível 2 (Diferença = -1,88, $p < .05$), sem diferença entre níveis 1 e 2. Para o LogN Tempo de Uso, houve diferenças significativas entre níveis 1 e 2 (Diferença = 1,25, $p < .05$) e entre níveis 1 e 3 (Diferença = 1,46, $p < .01$), sem diferença entre níveis 2 e 3. Assim, o nível 3 apresentou maior LogN Q0 e níveis 2 e 3 mostraram maior LogN Tempo de Uso em relação ao nível 1.

Análise com Elasticidade (PMax > 0)

Considerando apenas os participantes que pagariam por curtidas (n = 24; PMax > 0), identificou-se uma correlação significativa e negativa entre PMax e o coeficiente de elasticidade 3 (típico/triplo) ($\tau(22) = -.35$, $p < .05$). Houve também correlação significativa e positiva entre o coeficiente de elasticidade 3 e os coeficientes 1 ($\tau(22) = .55$, $p < .01$) e 2 ($\tau(22) = .56$, $p < .01$), bem como entre a média de curtidas e o Q0 ($\tau(22) = -.51$, $p < .05$).

Discussão

O objetivo do presente estudo foi avaliar a relação entre a intensidade de uso de mídias sociais, as taxas de desconto em RU e RI, bem como com a elasticidade de demanda em RI. Em geral, houve maior proporção de escolhas LDR para RU (dinheiro) em comparação com RI (curtidas), o que

indica maior desconto por atraso para RIs. Também apresentaram demanda inelástica (e.g., menor elasticidade de demanda entre os diferentes coeficientes) e menor elasticidade de demanda no maior nível de dependência da EBAI. Os dados ainda indicaram efeitos de traço e magnitude para RU e RI. Por fim, houve a correlação entre a média de curtidas e ambas as taxas de desconto por atraso (i.e., RU e RI), o que indica que medidas diretas e recentes podem ter maior sensibilidade às medidas de desconto.

A análise descritiva revelou uma proporção ligeiramente menor de escolhas LDR para RI (i.e., curtidas), em comparação com RU (i.e., dinheiro), embora essa diferença não tenha alcançado significância estatística. Ainda assim, a direção desse padrão é compatível com estudos sobre curtidas (Schulz van Endert & Mohr, 2022), uso de mídias sociais (Robayo-Pinzon et al., 2023) e respostas a mensagens de texto (Foreman et al., 2019; Hayashi, 2024). A ausência de diferença estatisticamente significativa pode estar relacionada a pelo menos quatro fatores. Primeiro, o tamanho amostral e a variabilidade individual das respostas podem ter reduzido o poder estatístico para detectar diferenças pequenas entre tipos de reforçadores. Segundo, o uso de consequências hipotéticas, especialmente curtidas, pode ter produzido maior heterogeneidade na atribuição de valor subjetivo, já que esse reforçador depende da história individual de uso da plataforma e do grau de envolvimento com a produção de conteúdo. Terceiro, o perfil universitário da amostra, possivelmente composto por usuários com padrões mais passivos e menos centrados na obtenção de curtidas, pode ter atenuado o valor reforçador dos RIs. Por fim, a equivalência formal entre magnitudes monetárias e números de curtidas, embora metodologicamente útil, pode não ter capturado integralmente diferenças qualitativas entre esses reforçadores. Ainda assim, os resultados replicaram efeitos bem documentados, como os efeitos de magnitude (Thaler, 1981) e de traço (Odum, 2011), observados em comportamentos aditivos, como apostas (Alessi & Petry, 2003) e obesidade (Rasmussen et al., 2010), o que indica a confiabilidade geral das medidas empregadas.

A demanda inelástica observada neste estudo — representada por coeficientes de elasticidade inferiores a 1 — indica que, mesmo com aumento nos "custos" (preço hipotético das curtidas), os participantes mantiveram um padrão de consumo relativamente estável, um achado coerente com os pressupostos da TPR (Bickel et al., 2014a) e com padrões observados em pesquisas sobre tecnologias digitais (Acuff et al., 2018, 2022; Hayashi, 2024). Conforme destaca Reed et al. (2025), a demanda inelástica é característica central de comportamentos aditivos, pois indica persistência no consumo de um reforçador, independentemente da variação no custo, evidenciando resistência ao aumento de preço. No grupo com elasticidade (PMax > 0), a correlação negativa entre PMax e o coeficiente de elasticidade 3 sugere que aqueles com menor disposição a pagar apresentaram maior sensibilidade ao custo, característica de maior elasticidade (Bickel et al., 2011). No grupo sem elasticidade (PMax = 0), observou-se maior intensidade de demanda (LogN Q0) em indivíduos com alta dependência na EBAI, o que reforça a tendência de persistência do comportamento mesmo sem incentivo monetário direto, uma marca de padrões de adicção conforme a TPR. Apesar disso, os coeficientes de elasticidade não se correlacionaram com variáveis externas, como tempo de uso ou escore de dependência, limitando a força preditiva dessa medida. Já a correlação positiva entre Q0 e o desconto para curtidas pode indicar que maior disponibilidade gratuita do reforçador está relacionada a maior autocontrole, o que contradiz parcialmente os

pressupostos da TPR (MacKillop et al., 2010).

A medida de elasticidade deste estudo pode ter enviesado os casos de PMax = 0, possivelmente porque a formulação da tarefa não tenha captado adequadamente o valor reforçador das curtidas no contexto do Instagram. Nesse sentido, o problema pode não residir na ausência de valor reforçador das curtidas em si, mas na forma como esse valor foi operacionalizado metodologicamente na tarefa de demanda. Futuras pesquisas podem abordar essa limitação de três formas: (1) realizar uma avaliação de preferência para diferentes consequências do Instagram, como curtidas, comentários, compartilhamentos e seguidores; (2) manipular o valor reforçador das curtidas ao vinculá-las a fontes socialmente mais relevantes para o participante, como influenciadores digitais; e (3) examinar se curtidas associadas a pessoas socialmente próximas, como amigos, familiares ou parceiros, produzem padrões distintos de valorização. Para isso, recomenda-se substituir formulações centradas em "comprar" ou "pagar por curtidas" por arranjos de demanda baseados em outras formas de custo, como esforço, tempo de espera ou restrição de acesso, preservando a relação entre consumo e preço sem reduzir a validade social do reforçador. Além disso, deve-se considerar o impacto da mídia predominante em cada geração, visto que *millennials* usam mais YouTube (92%), Facebook (75%) e Instagram (59%), enquanto a Geração Z prefere YouTube (93%), Instagram (78%), Snapchat (65%) e TikTok (62%) (MSSmedia, 2024).

As análises mostraram correlação significativa e positiva entre as medidas de desconto por atraso para dinheiro e curtidas (maior proporção de escolhas LDR) apenas com a média de curtidas, e não com o escore da EBAI ou o tempo de uso. A média de curtidas, refletindo o padrão da semana anterior, relacionou-se positivamente com o escore da EBAI, que avalia o uso no ano anterior, o que indica que comportamentos recentes podem apresentar maior sensibilidade para avaliar padrões de uso excessivo (Fonseca & Oliveira-Castro, 2025). No presente estudo, medidas diretas e mais recentes do comportamento, como a média de curtidas na semana anterior, mostraram-se potencialmente mais sensíveis para descrever padrões de uso excessivo do que medidas globais de autorrelato, o que facilita a descrição dos determinantes ambientes dos repertórios considerados patológicos (Sidman, 1960; Skinner, 1981). Esses achados replicam resultados de Schulz van Endert e Mohr (2022), Robayo-Pinzon et al. (2021, 2023), Cintra e Gonçalves (2024) e Redner e Hirst (2021), que associaram o desconto por atraso a comportamentos aditivos, mas não a autocontrole ou tempo de tela. No grupo sem elasticidade (PMax = 0), participantes com baixa adicção tiveram menor tempo de uso, enquanto, na amostra geral, houve correlação positiva entre EBAI e tempo de uso. Embora o desconto para curtidas tenha sido maior do que para dinheiro, não houve relação clara com o uso do Instagram, possivelmente devido ao perfil universitário da amostra. Isso sugere que a dependência tecnológica pode estar mais ligada ao uso combinado de aplicativos do que a um único (Barnes et al., 2019; Robayo-Pinzon et al., 2021). As contingências sociais, como curtidas, podem funcionar como reforçadores condicionados generalizados (Skinner, 1953/2003), que permitem o acesso a outros reforçadores (Catania, 1998/1998, Hassan & Kyonka, 2021; Kyonka, 2021). O uso excessivo de smartphones pode estar relacionado à sua capacidade de oferecer acesso diversificado a outras funcionalidades (Isaacson, 2014), uma hipótese que ainda requer investigação empírica.

A média de curtidas foi a única dimensão do uso do Instagram diretamente relacionada ao correlacionada positivamente com as taxas de desconto para RU e RI e negativamente com a

elasticidade de demanda. Esse padrão pode estar ligado ao caráter multifuncional do Instagram, no qual o comportamento adictivo se associa mais à produção de conteúdo e obtenção de curtidas do que ao tempo de uso ou o autorrelato de dependência. O EBAI pode não ter captado adequadamente padrões disfuncionais, devido ao uso frequente e passivo da rede pelos participantes, focados em consumir, não criar conteúdo. Esses resultados sugerem que o uso do Instagram se situa entre o consumo compulsivo e a adicção no continuum do comportamento de consumir mídias sociais (Foxall, 2016, 2024), influenciado pela presença massiva da tecnologia e pela dificuldade em distinguir uso excessivo de dependência (Normand et al., 2022). Usuários ativos tendem à maior dependência da internet por buscarem interatividade e status social (Chen et al., 2001; Schaedel & Clement, 2010), enquanto usuários passivos, possivelmente majoritários nesta amostra, têm menor impacto negativo em contextos acadêmicos e profissionais (Anand et al., 2015). Diferente de dependências tradicionais, que apresentam maior desconto para RU (Foxall 2016, 2024), o presente estudo revelou maior desconto para RI, sugerindo uma possível "dependência social", com RIs desempenhando papel central no comportamento adictivo (Robayo-Pinzon et al., 2023; Schulz van Endert & Mohr, 2022).

Este estudo analisou se medidas de desconto por atraso e demanda indicam adicção ao Instagram, entendida como suscetibilidade a condições clínicas (Duka et al., 2011; Leung et al., 1996). Embora tenha sido observada correlação entre desconto por atraso e média de curtidas, não houve relação entre as taxas de desconto por atraso e o tempo de uso ou escore total do EBAI. Apesar da demanda inelástica e da correlação positiva entre Q0 e curtidas, os coeficientes de elasticidade não se associaram a outros padrões de uso, impedindo sua caracterização como marcadores comportamentais de adicção. No entanto, os achados se alinham a padrões observados em adicções a substâncias e jogos de azar (Bickel et al., 2014b, 2019, 2021). A falta de correlações claras pode ser explicada pelo tamanho reduzido da amostra e pelo perfil universitário dos participantes, grupo vulnerável à dependência de internet devido ao fácil acesso e à transição para a vida adulta (Kandell, 1998), embora as taxas de dependência variem entre 8,9% e 40%, dependendo dos critérios adotados (Joseph et al., 2021; Tang et al., 2018).

Este estudo apresenta limitações relevantes, como o uso de uma amostra restrita de universitários sem vínculo comercial com o Instagram, o que limita a generalização dos resultados. Alguns padrões de uso inviabilizaram a coleta de dados esperada, e o uso de autorrelatos pode ter introduzido vieses, especialmente pela ausência de critérios normativos específicos para dependência no Instagram. Além disso, a aplicação de cenários hipotéticos reduz a validade ecológica, e a análise restringiu-se às curtidas como RIs, sem explorar outras interações nem comparar RUs e RIs. Por outro lado, o estudo avançou na compreensão do uso do Instagram como um padrão comportamental mantido por contingências específicas da plataforma, ao evidenciar que a média de curtidas, como medida direta de uso ativo, se relaciona mais fortemente com taxas de desconto por atraso e elasticidade de demanda do que o tempo total ou medidas autorrelatadas. Esses achados sugerem que interações no Instagram, especialmente aquelas ligadas à obtenção de curtidas, podem funcionar como reforçadores relevantes na manutenção de padrões de uso associados a marcadores típicos de adicção. Além disso, os resultados diferenciam formas ativas e passivas de uso e apontam direções para o desenvolvimento de diretrizes voltadas a um uso mais equilibrado da plataforma.

Referências

Acuff, S. F., MacKillop, J., & Murphy, J. G. (2018). Applying behavioral economic theory to problematic Internet use: An initial investigation. Psychology of Addictive Behaviors, 32(7), 846–857. https://doi.org/10.1037/adb0000404

Acuff, S. F., Pilatti, A., Collins, M., Hides, L., Thingujam, N. S., Chai, W. J., Yap, W. M., Shuai, R., Hogarth, L., Bravo, A. J., & Murphy, J. G. (2022). Reinforcer pathology of internet-related behaviors among college students: Data from six countries. Experimental and Clinical Psychopharmacology, 30(5), 725–739. https://doi.org/10.1037/pha0000459

Alessi, S., & Petry, N. (2003). Pathological gambling severity is associated with impulsivity in a delay discounting procedure. Behavioural Processes, 64(3), 345–354. https://doi.org/10.1016/S0376-6357(03)00150-5

American Psychiatric Association. (2014). DSM-5: Manual diagnóstico e estatístico de transtornos mentais (5th ed.). Artmed.

Anand, S., Venkataraman, M., Subbalakshmi, K. P., & Chandramouli, R. (2015). Spatio-Temporal Analysis of Passive Consumption in Internet Media. IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering, 27(10), 2839–2850. https://doi.org/10.1109/TKDE.2015.2419653

Banaco, R. A., Zamignani, D. R., Martone, R. C., Vermes, J. S., & Kovac, R. (2014). Psicopatologia. In M. M. C. Hübner & M. B. Moreira (Eds.), Temas clássicos da psicologia sob a ótica da análise do comportamento (pp. 154–166). Guanabara Koogan.

Barnes, S. J., Pressey, A. D., & Scornavacca, E. (2019). Mobile ubiquity: Understanding the relationship between cognitive absorption, smartphone addiction and social network services. Computers in Human Behavior, 90, 246–258. https://doi.org/10.1016/j.chb.2018.09.013

Białaszek, W., Ostaszewski, P., Green, L., & Myerson, J. (2019). On Four Types of Devaluation of Outcomes Due to Their Costs: Delay, Probability, Effort, and Social Discounting. The Psychological Record, 69(3), 415–424. https://doi.org/10.1007/s40732-019-00340-x

Bickel, W. K., Athamneh, L. N., Basso, J. C., Mellis, A. M., DeHart, W. B., Craft, W. H., & Pope, D. (2019). Excessive discounting of delayed reinforcers as a trans-disease process: Update on the state of the science. Current Opinion in Psychology, 30(1), 59–64. https://doi.org/10.1016/j.copsyc.2019.01.005

Bickel, W. K., Freitas-Lemos, R., Tomlinson, D. C., Craft, W. H., Keith, D. R., Athamneh, L. N., Basso, J. C., & Epstein, L. H. (2021). Temporal discounting as a candidate behavioral marker of obesity. Neuroscience & Biobehavioral Reviews, 129(1), 307–329. https://doi.org/10.1016/j.neubiorev.2021.07.035

Bickel, W. K., Jarmolowicz, D. P., Mueller, E. T., & Gatchalian, K. M. (2011). The Behavioral Economics and Neuroeconomics of Reinforcer Pathologies: Implications for Etiology and Treatment of Addiction. Current Psychiatry Reports, 13(5), 406–415. https://doi.org/10.1007/s11920-011-0215-1

Bickel, W. K., Johnson, M. W., Koffarnus, M. N., MacKillop, J., & Murphy, J. G. (2014a). The Behavioral Economics of Substance Use Disorders: Reinforcement Pathologies and Their Repair. Annual Review of Clinical Psychology, 10(1), 641–677. https://doi.org/10.1146/annurev-clinpsy-032813-153724

Bickel, W. K., Koffarnus, M. N., Moody, L., & Wilson, A. G. (2014b). The behavioral- and neuro-economic process of temporal discounting: A candidate behavioral marker of addiction. Neuropharmacology, 76(1), 518–527. https://doi.org/10.1016/j.neuropharm.2013.06.013

Boyd, D. M., & Ellison, N. B. (2007). Social Network Sites: Definition, History, and Scholarship. Journal of Computer-Mediated Communication, 13(1), 210–230. https://doi.org/10.1111/j.1083-6101.2007.00393.x

Broadbent, J., & Dakki, M. A. (2015). How Much Is Too Much to Pay for Internet Access? A Behavioral Economic Analysis of Internet Use. Cyberpsychology, Behavior, and Social Networking, 18(8), 457–461. https://doi.org/10.1089/cyber.2014.0367

Busch, P. A., & McCarthy, S. (2021). Antecedents and consequences of problematic smartphone use: A systematic literature review of an emerging research area. Computers in Human Behavior, 114(1), 106414. https://doi.org/10.1016/j.chb.2020.106414

Catania, A. C. (1999). Aprendizagem: comportamento, linguagem e cognição (D. G.

Souza (trans.); 4th ed.). Artmed. Publicado originalmente em 1998.

Chen, K., Chen, I., & Paul, H. (2001). Explaining Online Behavioral Differences: An Internet Dependency Perspective. Journal of Computer Information Systems, 41(3), 59–63. https://doi.org/10.1080/08874417.2001.11647009

Cheng, Y.-S., Ko, H.-C., Sun, C.-K., & Yeh, P.-Y. (2021). The relationship between delay discounting and Internet addiction: A systematic review and meta-analysis. Addictive Behaviors, 114(1), 106751. https://doi.org/10.1016/j.addbeh.2020.106751

Chou, W.-J., Huang, M.-F., Chang, Y.-P., Chen, Y.-M., Hu, H.-F., & Yen, C.-F. (2017). Social skills deficits and their association with Internet addiction and activities in adolescents with attention-deficit/hyperactivity disorder. Journal of Behavioral Addictions, 6(1), 42–50. https://doi.org/10.1556/2006.6.2017.005

Cintra, A. R., & Gonçalves, F. L. (2024). Relação entre Dependência de Jogos Eletrônicos, Gêneros de Preferência e Comportamento Impulsivo. Revista Brasileira de Terapia Comportamental e Cognitiva, 26(1), 141–156. https://doi.org/10.31505/rbtcc.v26i1.1810

Cohen, J. (1992). Statistical Power Analysis. Current Directions in Psychological Science, 1(3), 98–101. https://doi.org/10.1111/1467-8721.ep10768783

Dahl, D., & Bergmark, K. H. (2020). Problematic internet use: A scoping review – longitudinal research on a contemporary social problem, 2006–2017. Nordic Studies on Alcohol and Drugs, 37(6), 497–525. https://doi.org/10.1177/1455072520941997

Data.ai. (2022). State of Mobile. https://www.data.ai/en/go/state-of-mobile-2024/%0A

Datareportal. (2023). Digital 2023: Brazil. https://datareportal.com/reports/digital-2023-brazil

Duka, T., Crombag, H. S., & Stephens, D. N. (2011). Experimental medicine in drug addiction: towards behavioral, cognitive and neurobiological biomarkers. Journal of Psychopharmacology, 25(9), 1235–1255. https://doi.org/10.1177/0269881110388324

Fonseca, S. de A., & Oliveira-Castro, J. M. (2025). Desconto temporal e uso problemático de tecnologia: uma revisão de escopo. Perspectivas Em Análise Do Comportamento, 17(1), 034–057. https://doi.org/10.18761/PAC2452a0f78

Foreman, A. M., Hayashi, Y., Friedel, J. E., & Wirth, O. (2019). Social distance and texting while driving: A behavioral economic analysis of social discounting. Traffic Injury Prevention, 20(7), 702–707. https://doi.org/10.1080/15389588.2019.1636233

Foxall, G. R. (1990). Consumer psychology in behavioral perspective. Routledge.

Foxall, G. R. (2016). Addiction as consumer choice: exploring the cognitive dimension. Routledge.

Foxall, G. R. (2024). The Continuum of Consumer Choice. Routledge.

Foxall, G. R., Oliveira-Castro, J. M., James, V. K., Yani-de-Soriano, M. M., & Sigurdsson, V. (2006). Consumer Behavior Analysis and Social Marketing: The Case of Environmental Conservation. Behavior and Social Issues, 15(1), 101–125. https://doi.org/10.5210/bsi.v15i1.338

Foxall, G. R., Oliveira-Castro, J. M., & Porto, R. B. (2021). Consumer behavior analysis and the marketing firm: measures of performance. Journal of Organizational Behavior Management, 41(2), 97–123. https://doi.org/10.1080/01608061.2020.1860860

Foxall, G. R., Oliveira-Castro, J. M., & Schrezenmaier, T. C. (2004). The behavioral economics of consumer brand choice: patterns of reinforcement and utility maximization. Behavioural Processes, 66(3), 235–260. https://doi.org/10.1016/j.beproc.2004.03.007

Foxall, G. R., & Sigurdsson, V. (2011). Drug use as consumer behavior. Behavioral and Brain Sciences, 34(6), 313–314. https://doi.org/10.1017/S0140525X11000707

Gelino, B. W., Schlitzer, R. D., Reed, D. D., & Strickland, J. C. (2024). A systematic review and meta-analysis of test–retest reliability and stability of delay and probability discounting. Journal of the Experimental Analysis of Behavior, 121(3), 358–372. https://doi.org/10.1002/jeab.910

Gilroy, S. P., Kaplan, B. A., & Reed, D. D. (2020). Interpretation(s) of elasticity in operant demand. Journal of the Experimental Analysis of Behavior, 114(1), 106–115. https://doi.org/10.1002/jeab.610

Hassan, M., & Kyonka, E. G. E. (2021). A Behavior Analytic Perspective on Treatment of Problem Gaming and Problem Social Media Use. The Psychological Record, 71(2), 219–235.

https://doi.org/10.1007/s40732-021-00465-y

Hayashi, Y. (2024). Problematic mobile phone use as impulsive choice: Development and empirical verification of a reinforcer-pathology model. Journal of the Experimental Analysis of Behavior, 121(2), 189–200. https://doi.org/10.1002/jeab.900

Holland, G., & Tiggemann, M. (2016). A systematic review of the impact of the use of social networking sites on body image and disordered eating outcomes. Body Image, 17(1), 100–110. https://doi.org/10.1016/j.bodyim.2016.02.008

Hursh, S. R. (1980). Economic Concepts for the Analysis of Behavior. Journal of the Experimental Analysis of Behavior, 34(2), 219–238. https://doi.org/10.1901/jeab.1980.34-219

Hursh, S. R. (1984). Behavioral Economics. Journal of the Experimental Analysis of Behavior, 42(3), 435–452. https://doi.org/10.1901/jeab.1984.42-435

Hursh, S. R., & Silberberg, A. (2008). Economic demand and essential value. Psychological Review, 115(1), 186–198. https://doi.org/10.1037/0033-295X.115.1.186

Isaacson, W. (2014). Os inovadores. Companhia das Letras.

Jacobs, E. A., & Bickel, W. K. (1999). Modeling drug consumption in the clinic using simulation procedures: Demand for heroin and cigarettes in opioid-dependent outpatients. Experimental and Clinical Psychopharmacology, 7(4), 412–426. https://doi.org/10.1037/1064-1297.7.4.412

James, R. J. E., & Tunney, R. J. (2017). The need for a behavioural analysis of behavioural addictions. Clinical Psychology Review, 52(1), 69–76. https://doi.org/10.1016/j.cpr.2016.11.010

Joseph, J., Varghese, A., VR, V., Dhandapani, M., Grover, S., Sharma, S., Khakha, D., Mann, S., & Varkey, B. P. (2021). Prevalence of internet addiction among college students in the Indian setting: a systematic review and meta-analysis. General Psychiatry, 34(4), e100496. https://doi.org/10.1136/gpsych-2021-100496

Kandell, J. (1998). Internet Addiction on Campus: The Vulnerability of College Students. CyberPsychology & Behavior, 1(1), 11–17. https://doi.org/10.1089/cpb.1998.1.11

Kaplan, A. M., & Haenlein, M. (2010). Users of the world, unite! The challenges and opportunities of Social Media. Business Horizons, 53(1), 59–68. https://doi.org/10.1016/j.bushor.2009.09.003

Kaplan, B. A., Amlung, M., Reed, D. D., Jarmolowicz, D. P., McKerchar, T. L., & Lemley, S. M. (2016). Automating Scoring of Delay Discounting for the 21- and 27-Item Monetary Choice Questionnaires. The Behavior Analyst, 39(2), 293–304. https://doi.org/10.1007/s40614-016-0070-9

Kepios. (2024). 5 billion social media users. https://datareportal.com/reports/digital-2024-deep-dive-5-billion-social-media-users

Kirby, K. N., & MarakoviĆ, N. N. (1996). Delay-discounting probabilistic rewards: Rates decrease as amounts increase. Psychonomic Bulletin & Review, 3(1), 100–104. https://doi.org/10.3758/BF03210748

Koffarnus, M. N., Franck, C. T., Stein, J. S., & Bickel, W. K. (2015). A modified exponential behavioral economic demand model to better describe consumption data. Experimental and Clinical Psychopharmacology, 23(6), 504–512. https://doi.org/10.1037/pha0000045

Kyonka, E. G. E. (2021). Behavioral Psychology and Cell Phone Use: A Matter of Opportunity. The Psychological Record, 71(2), 189–190. https://doi.org/10.1007/s40732-021-00476-9

Leung, F., Geller, J., & Katzman, M. (1996). Issues and concerns associated with different risk models for eating disorders. International Journal of Eating Disorders, 19(3), 249–256. https://doi.org/10.1002/(SICI)1098-108X(199604)19:3<249::AID-EAT3>3.0.CO;2-M

Levenson, J. C., Shensa, A., Sidani, J. E., Colditz, J. B., & Primack, B. A. (2016). The association between social media use and sleep disturbance among young adults. Preventive Medicine, 85(1), 36–41. https://doi.org/10.1016/j.ypmed.2016.01.001

MacKillop, J., Amlung, M. T., Few, L. R., Ray, L. A., Sweet, L. H., & Munafò, M. R. (2011). Delayed reward discounting and addictive behavior: a meta-analysis. Psychopharmacology, 216(3), 305–321. https://doi.org/10.1007/s00213-011-2229-0

MacKillop, J., Miranda, R., Monti, P. M., Ray, L. A., Murphy, J. G., Rohsenow, D. J., McGeary, J. E., Swift, R. M., Tidey, J. W., & Gwaltney, C. J. (2010). Alcohol demand, delayed reward discounting, and craving in relation to drinking and alcohol use disorders. Journal of Abnormal Psychology, 119(1), 106–114. https://doi.org/10.1037/a0017513

Madden, G. J., & Bickel, W. K. (2010). Impulsivity:

The behavioral and neurological science of discounting. American Psychological Association.

Mobile Time. (2021). Mensageria no Brasil Fevereiro de 2021. https://www.mobiletime.com.br/pesquisas/mensageria-no-brasil-fevereiro-de-2021/

Monteiro, R. P., Monteiro, T. M. C., Cassaro, A. C. de B., De Lima, M. E. B., De Souza, N. K. V., Ribeiro, T. M. S., & Arantes, T. P. (2020). Vício no Insta: propriedades psicométricas da escala Bergen de adição ao Instagram. Avances En Psicología Latinoamericana, 38(3), 1–12. https://doi.org/10.12804/revistas.urosario.edu.co/apl/a.8132

Moretta, T., Buodo, G., Demetrovics, Z., & Potenza, M. N. (2022). Tracing 20 years of research on problematic use of the internet and social media: Theoretical models, assessment tools, and an agenda for future work. Comprehensive Psychiatry, 112(1), 152286. https://doi.org/10.1016/j.comppsych.2021.152286

MSSmedia. (2024). How Gen Z and Millennials Use Social Media Differently. https://info.mssmedia.com/blog/how-gen-z-and-millennials-use-social-media-differently

Myerson, J., Baumann, A. A., & Green, L. (2014). Discounting of delayed rewards: (A)theoretical interpretation of the Kirby questionnaire. Behavioural Processes, 107(1), 99–105. https://doi.org/10.1016/j.beproc.2014.07.021

Normand, C. L., Fisher, M. H., Simonato, I., Fecteau, S.-M., & Poulin, M.-H. (2022). A Systematic Review of Problematic Internet Use in Children, Adolescents, and Adults with Autism Spectrum Disorder. Review Journal of Autism and Developmental Disorders, 9(4), 507–520. https://doi.org/10.1007/s40489-021-00270-x

Odum, A. L. (2011). Delay discounting: Trait variable? Behavioural Processes, 87(1), 1–9. https://doi.org/10.1016/j.beproc.2011.02.007

Odum, A. L., Becker, R. J., Haynes, J. M., Galizio, A., Frye, C. C. J., Downey, H., Friedel, J. E., & Perez, D. M. (2020). Delay discounting of different outcomes: Review and theory. Journal of the Experimental Analysis of Behavior, 113(3), 657–679. https://doi.org/10.1002/jeab.589

Rasmussen, E. B., Lawyer, S. R., & Reilly, W. (2010). Percent body fat is related to delay and probability discounting for food in humans. Behavioural Processes, 83(1), 23–30. https://doi.org/10.1016/j.beproc.2009.09.001

Redner, R., & Hirst, J. (2021). Preliminary Evaluation of Delay Discounting and Cell Phone Use in the College Classroom. The Psychological Record, 71(2), 191–198. https://doi.org/10.1007/s40732-020-00405-2

Reed, D. D., Kaplan, B. A., & Gilroy, S. P. (2025). Handbook of Operant Behavioral Economics. Academic Press.

Robayo-Pinzon, O., Foxall, G. R., Montoya-Restrepo, L. A., & Rojas-Berrio, S. (2021). Does excessive use of smartphones and apps make us more impulsive? An approach from behavioural economics. Heliyon, 7(2), e06104. https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2021.e06104

Robayo-Pinzon, O., Rojas-Berrío, S., Paredes, M. R., & Foxall, G. R. (2023). Social media sites users' choice between utilitarian and informational reinforcers assessed using temporal discounting. Frontiers in Public Health, 11(1), 1–9. https://doi.org/10.3389/fpubh.2023.960321

Rogowska, A., & Libera, P. (2022). Life Satisfaction and Instagram Addiction among University Students during the COVID-19 Pandemic: The Bidirectional Mediating Role of Loneliness. International Journal of Environmental Research and Public Health, 19(14), 8414. https://doi.org/10.3390/ijerph19148414

Samaha, M., & Hawi, N. S. (2016). Relationships among smartphone addiction, stress, academic performance, and satisfaction with life. Computers in Human Behavior, 57(1), 321–325. https://doi.org/10.1016/j.chb.2015.12.045

Schaedel, U., & Clement, M. (2010). Managing the Online Crowd: Motivations for Engagement in User-Generated Content. Journal of Media Business Studies, 7(3), 17–36. https://doi.org/10.1080/16522354.2010.11073509

Schulz van Endert, T., & Mohr, P. N. C. (2022). Delay Discounting of Monetary and Social Media Rewards: Magnitude and Trait Effects. Frontiers in Psychology, 13(1), 1–9. https://doi.org/10.3389/fpsyg.2022.822505

Sidman, M. (1960). Normal Sources of Pathological Behavior. Science, 132(3419), 61–68. https://doi.org/10.1126/science.132.3419.61

Skinner, B. F. (1981). Selection by consequences. Science, 213(4507), 501–504.

https://doi.org/10.1126/science.7244649
Skinner, B. F. (2003). Ciência e Comportamento Humano (11th ed.). Martins Fontes. (Publicado originalmente em 1953).
Sociedade Brasileira de Pediatria. (2018). CID 11 define uso abusivo de jogos eletrônicos como doença. https://www.sbp.com.br/imprensa/detalhe/nid/cid-11-define-uso-abusivo-de-jogos-eletronicos-como-doenca/
Statista. (2024). Social media usage in Brazil - Statistics & Facts. https://www.statista.com/topics/6949/social-media-usage-in-brazil/#topicOverview
Strickland, J. C., & Johnson, M. W. (2021). Rejecting impulsivity as a psychological construct: A theoretical, empirical, and sociocultural argument. Psychological Review, 128(2), 336–361. https://doi.org/10.1037/rev0000263
Tang, C. S. K., Wu, A. M. S., Yan, E. C. W., Ko, J. H. C., Kwon, J. H., Yogo, M., Gan, Y. Q., & Koh, Y. Y. W. (2018). Relative risks of Internet-related addictions and mood disturbances among college students: a 7-country/region comparison. Public Health, 165(1), 16–25. https://doi.org/10.1016/j.puhe.2018.09.010
Thaler, R. (1981). Some empirical evidence on dynamic inconsistency. Economics Letters, 8(3), 201–207. https://doi.org/10.1016/0165-1765(81)90067-7
Van Dijck, J., Poell, T., & De Waal, M. (2018). The platform society: Public values in a connective world. Oxford University Press.
Weinstock, J., Mulhauser, K., Oremus, E. G., & D'Agostino, A. R. (2016). Demand for gambling: development and assessment of a gambling purchase task. International Gambling Studies, 16(2), 316–327. https://doi.org/10.1080/14459795.2016.1182570
Weinsztok, S., Brassard, S., Balodis, I., Martin, L. E., & Amlung, M. (2021). Delay Discounting in Established and Proposed Behavioral Addictions: A Systematic Review and Meta-Analysis. Frontiers in Behavioral Neuroscience, 15(1), 1–13. https://doi.org/10.3389/fnbeh.2021.786358
World Health Organization. (2022). ICD-11 - International Classification of Diseases 11th Revision. https://icd.who.int/en
Young, K. S. (1998). Internet Addiction: The Emergence of a New Clinical Disorder. CyberPsychology & Behavior, 1(3), 237–244. https://doi.org/10.1089/cpb.1998.1.237

Contribuição dos autores

Samuel de Araujo Fonseca foi responsável pela concepção do estudo, coleta e organização dos dados, implementação do software, visualização dos resultados e redação do manuscrito original. Jorge M. Oliveira-Castro contribuiu com a concepção, análise formal, validação dos dados, supervisão metodológica e revisão crítica do manuscrito. Ambos participaram da investigação, curadoria dos dados e elaboração da metodologia.

Nota dos autores

Este trabalho compõe a dissertação de mestrado do primeiro autor, sob orientação do segundo, no Programa de Pós-Graduação em Ciências do Comportamento da Universidade de Brasília (PPG-CdC/UnB). O primeiro autor foi bolsista de mestrado do Conselho Nacional de Desenvolvimento Científico e Tecnológico (CNPq). Este trabalho também recebeu financiamento do Decanato de Pós-Graduação da Universidade de Brasília (Edital DPG nº 011/2023). Uma versão preliminar deste trabalho foi apresentada no XXXIII Encontro Anual da Associação Brasileira de Ciências do Comportamento (ABPMC). Agradecemos os revisores e participantes do evento que auxiliaram com sugestões para a versão final deste trabalho.