



Universidade de Brasília

Instituto de Psicologia

Departamento de Processos Psicológicos Básicos

Programa de Pós-Graduação em Ciências do Comportamento

**Desconto temporal e intensidade de demanda como preditores da intensidade de uso em uma mídia social**

Samuel de Araujo Fonseca

Orientador: Prof. Dr. Jorge Mendes de Oliveira Castro Neto.

Brasília (DF), janeiro de 2025.



Universidade de Brasília  
Instituto de Psicologia  
Departamento de Processos Psicológicos Básicos  
Programa de Pós-Graduação em Ciências do Comportamento

**Desconto temporal e intensidade de demanda como preditores da intensidade de uso em uma mídia social**

Samuel de Araujo Fonseca

Orientador: Prof. Dr. Jorge Mendes de Oliveira Castro Neto.

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Ciências do Comportamento da Universidade de Brasília, como requisito parcial para obtenção do título de Mestre em Ciências do Comportamento.

Brasília (DF), janeiro de 2025.

ESTA DISSERTAÇÃO DE MESTRADO FOI EXAMINADA E APROVADA PELA  
SEGUINTE BANCA EXAMINADORA:

Comissão Examinadora:

---

Prof. Dr. Jorge Mendes de Oliveira Castro Neto  
Universidade de Brasília - UnB

---

Prof. Dr. André Amaral Bravin (Membro Externo)  
Universidade Federal de Jataí - UFJ

---

Prof. Dr. Lauro Eugênio Guimarães Nalini (Membro Externo)  
Pontifícia Universidade Católica de Goiás – PUC-GO

---

Profa. Dra. Raquel Moreira Alo (Suplente)  
Universidade de Brasília - UnB

Brasília, janeiro de 2025.

## Agradecimentos

A realização desta dissertação é um produto agregado de diversas contingências comportamentais entrelaçadas, construídas com o apoio de pessoas e instituições que foram fundamentais para a conclusão desta etapa acadêmica.

Em primeiro lugar, gostaria de expressar minha profunda gratidão ao meu orientador, Prof. Dr. Jorge M. Oliveira-Castro, pela orientação competente, paciência e dedicação ao longo desta jornada. Sua expertise e incentivo, bem como seu acolhimento, foram essenciais para a realização deste trabalho e para o meu desenvolvimento acadêmico e profissional.

Agradeço também ao Prof. Dr. André Bravin e ao Prof. Dr. Lauro Nalini, pelas valiosas contribuições na banca de defesa da dissertação.

Agradeço também aos professores do Programa de Pós-Graduação em Ciências do Comportamento (Eileen Pfeiffer, Laércia Vasconcelos, Raquel Aló, Josele Abreu-Rodrigues), que contribuíram com seus ensinamentos e discussões enriquecedoras, ampliando meu conhecimento e despertando novas perspectivas sobre este campo de pesquisa. Aos técnicos administrativos do programa (Daniel Oliveira, Ludmila Peregrino e Daniel Milke), meu sincero agradecimento pelo suporte constante, pela atenção e pela eficiência em todos os processos que facilitaram minha trajetória acadêmica. Aos colegas do programa (Meigan Sack, Fernando Santos, Raphaella Caldas, Laura Ribeiro, Diana Helena, Fabiana Andrade, Bruna França, Lesley Sousa, Felipe Marques, Andrea Droguett), deixo meu reconhecimento pelas trocas de ideias, apoio mútuo e pelas parcerias que tornaram esse período mais leve e inspirador. Obrigado por compartilharem a jornada comigo.

À minha família, especialmente à minha mãe (Hildágia Araujo) e meu irmão (Ian Felipe), minha eterna fonte de amor, força e inspiração. À minha noiva, Louanne Rufino, e sua família, agradeço pelo carinho, paciência e por sempre acreditarem em mim, mesmo nos momentos mais difíceis. Sua presença constante e apoio incondicional me motivaram a seguir em frente, mesmo diante dos desafios.

Aos amigos (Tiago Moura, Ana Karina de-Farias, Fernanda Luz, Livia Cibelly, João Vitor Sousa, Wellington Amorim, Andressa Ribeiro), que estiveram presentes com palavras de apoio, momentos de descontração e incentivo nos momentos em que mais precisei. Aos colegas de trabalho (Instituto Ninar, Clínica Florescer, Clínica ABA-SER e Modelo ExerCiência), pela compreensão e suporte que possibilitaram a conciliação entre as responsabilidades profissionais e acadêmicas. Também agradeço aos professores Dyego Costa, Hadassa Santiago e Nadja Pinheiro, da Universidade Estadual do Piauí; ao Prof. Angelo Sampaio, da Universidade Federal do Vale do Rio São Francisco; e os professores Rafael Ângelo, Odimógenes Soares e Rangel Nunes, do Instituto Federal do Piauí (Campos Floriano), pelo incentivo inicial à área acadêmica.

Por fim, agradeço ao Conselho Nacional de Desenvolvimento Científico e Tecnológico (CNPq) e ao Decanato de Pós-Graduação da Universidade de Brasília pelo financiamento, que foram essenciais para a execução desta pesquisa.

## Sumário

Lista de Figuras .....	6
Lista de Tabelas .....	7
Resumo .....	8
Abstract.....	9
Introdução.....	10
Método.....	27
Participantes e Procedimentos Éticos .....	27
Instrumentos, equipamentos e local de coleta .....	28
Desconto temporal.....	28
Elasticidade de demanda .....	29
Uso de mídias sociais .....	30
Procedimento .....	31
Resultados.....	33
Análise de dados .....	33
Análises descritivas.....	35
Correlações não-paramétricas .....	36
Análise sem Elasticidade (PMax = 0).....	38
Análise com Elasticidade (PMax > 0) .....	40
Discussão .....	40
Referências .....	53
Apêndice 1: Termo de Consentimento Livre e Esclarecido (TCLE).....	72
Apêndice 2: Questionário MCQ original (dinheiro; Kirby & Maraković, 1996).....	74
Apêndice 3: Questionário MCQ (curtidas) – Adaptado de Kirby & Maraković (1996) e Schulz van Endert & Mohr (2022) .....	75
Apêndice 4: Questionário do EBAI (adaptado de Monteiro et al., 2020) .....	76
Apêndice 5: Correlações ( $\tau$ ) Entre As Principais Variáveis.....	77

## Lista de Figuras

<i>Figura 1.</i> Procedimento e Delineamento do Estudo com a Sequência de Instrumentos e Grupos.....	30
<i>Figura 2.</i> Média Das Proporções De LDR Para Magnitude Do Reforçador.....	35

### Lista de Tabelas

<i>Tabela 1.</i> Categorias de Contingências Presentes na Análise do BPM sobre o Comportamento Adictivo.....	19
<i>Tabela 2.</i> Perguntas e Significado do Questionário de Demanda.....	29
<i>Tabela 3.</i> Estatística Descritiva para Principais Variáveis.....	34
<i>Tabela 4.</i> Correlações ( $\tau$ ) Entre As Principais Variáveis.....	72
<i>Tabela 5.</i> Correlações ( $\tau$ ) Entre As Principais Variáveis no Grupo PMax = 0.....	37
<i>Tabela 6.</i> Testes de Normalidades das Variáveis Transformadas em Logarítmica.....	37

## Resumo

O uso problemático de mídias sociais e tecnologias digitais está associado a prejuízos no sono, desempenho acadêmico e habilidades sociais. Esse fenômeno tem sido investigado sob a ótica da impulsividade e adicção, entre outras teorias, com base na Teoria da Patologia do Reforço (TPR) e no Behavioral Perspective Model (BPM). A TPR considera padrões comportamentais como altas taxas de desconto temporal e baixa elasticidade de demanda, enquanto o BPM analisa consequências utilitárias e informativas. Estudos anteriores apontaram limitações na separação dos procedimentos de desconto temporal e intensidade de demanda, além da manipulação de consequências, dificultando a identificação de padrões comportamentais e suas consequências mantenedoras durante o uso excessivo de mídias sociais. Este estudo examinou se a intensidade do uso do Instagram está associada ao aumento nas taxas de desconto temporal por reforçadores informativo e utilitário, e à redução da elasticidade de demanda por reforçadores informativos. Participaram 65 universitários que responderam questionários sobre desconto temporal, elasticidade de demanda e uso de mídias sociais, em um delineamento intrassujeito contrabalanceado. Os resultados indicaram maior desconto temporal para reforçadores informativos (curtidas) em comparação com reforçadores utilitários (dinheiro). Também houve menor elasticidade de demanda em indivíduos mais dependentes da mídia social. Os dados mostraram efeitos de traço (correlação entre taxas de desconto de diferentes reforçadores) e magnitude (descontos mais acentuados em escolhas impulsivas). Por fim, a média de curtidas correlacionou-se com as taxas de desconto temporal, sugerindo que medidas diretas podem ser mais sensíveis para avaliar o uso problemático.

**Palavras-chave:** Uso problemático de mídia social. Desconto temporal. Intensidade e elasticidade de demanda. Impulsividade. Autocontrole. Economia comportamental.



### **Abstract**

Problematic use of social media and digital technologies is associated with impaired sleep, academic performance, and social skills. This phenomenon has been investigated from the perspective of impulsivity and addiction, among other theories, based on the Reinforcement Pathology Theory (RPT) and the Behavioral Perspective Model (BPM). RPT considers behavioral patterns such as high rates of temporal discounting and low elasticity of demand, while BPM analyzes utilitarian and informational consequences. Previous studies have pointed out limitations in the separation of temporal discounting and intensity of demand procedures, in addition to the manipulation of consequences, making it difficult to identify behavioral patterns and their maintaining consequences during excessive use of social media. This study examined whether the intensity of Instagram use is associated with increased rates of temporal discounting for informational and utilitarian reinforcers, and with reduced elasticity of demand for informational reinforcers. Sixty-five college students participated in the study and answered questionnaires on temporal discounting, elasticity of demand, and use of social media, in a counterbalanced within-subject design. The results indicated greater temporal discounting for informational reinforcers (likes) compared to utilitarian reinforcers (money). There was also lower demand elasticity in individuals more dependent on social media. The data showed both trait effects (correlation between discount rates for different reinforcers) and magnitude effects (greater discounting for impulsive choices). Finally, the average number of likes correlated with temporal discounting rates, suggesting that direct measures may be more sensitive to assess problematic use.

**Keywords:** Problematic social media use. Temporal discounting. Intensity and elasticity of demand. Impulsivity. Self-control. Behavioral economics.

## Introdução

O uso de mídias sociais tem aumentado consideravelmente nos últimos anos, especialmente do Instagram. Em 2021, os usuários gastaram, em média, 4,8h diárias no celular globalmente, enquanto no Brasil esse número chegou a 5,4h. Essas quantidades de horas são utilizadas por 41,9% e 54,2% das oportunidades em mídias sociais, respectivamente, no mundo e no Brasil (Data.ai, 2022). Globalmente, há 5,04 bilhões de usuários de mídias sociais e o Instagram é a segunda mídia social mais utilizada, com 2 bilhões de perfis (Kepios, 2024). O Brasil é o segundo país em número de usuários no Instagram, com 120,4 milhões de contas cadastradas (Statista, 2024). Mídia social com maior uso no país, o Instagram é utilizado por cerca de 90% de todos os usuários de internet no país, com uso, em média, de 15 horas mensais por brasileiros (Datareportal, 2023). Outras modalidades de uso problemático de tecnologia (e.g., internet, smartphone, mídias sociais, plataformas de streaming), sobretudo mídias sociais, tornaram-se amplamente disponíveis e indicam prejuízos consistentes na qualidade de vida e bem-estar dos usuários (Busch & McCarthy, 2021).

No contexto do uso do Instagram, é essencial distinguir entre mídias sociais, redes sociais e plataformas digitais, pois esses conceitos têm diferenças conceituais significativas. As mídias sociais referem-se a um conjunto de ferramentas e ambientes digitais que permitem a criação, compartilhamento e disseminação de conteúdos entre usuários. De acordo com A. M. Kaplan & Haenlein (2010), as mídias sociais abrangem uma ampla variedade de aplicações, como blogs, wikis e sites de compartilhamento de vídeos. Nesse sentido, o Instagram é classificado como uma mídia social por ser um ambiente digital que possibilita a publicação e o consumo de conteúdo multimídia, como fotos, vídeos e textos curtos, criando um espaço interativo e dinâmico. Assim, sua

característica central está em sua função de canal de comunicação e compartilhamento de informações entre os indivíduos, promovendo a interação em larga escala.

Por outro lado, o conceito de redes sociais se refere às estruturas sociais compostas por indivíduos ou organizações interconectados por relações sociais, como amizade, interesses comuns ou interações comerciais (Boyd & Ellison, 2007). Dentro do Instagram, as redes sociais se manifestam nos laços criados entre os usuários por meio de seguidores, curtidas, comentários e mensagens diretas. Esses laços sociais são construídos e fortalecidos por meio das interações na plataforma, permitindo que os usuários cultivem conexões pessoais ou profissionais. Por fim, o Instagram também pode ser considerado uma plataforma digital, que se caracteriza por ser uma infraestrutura tecnológica projetada para hospedar, organizar e mediar interações e transações entre os usuários (Van Dijck et al., 2018). Nesse sentido, o Instagram não apenas oferece um espaço para a comunicação e a formação de redes, mas também funciona como uma plataforma comercial, possibilitando a venda de produtos, anúncios pagos e parcerias com influenciadores digitais. Portanto, embora o Instagram englobe as três categorias, a distinção conceitual entre elas reside em suas funcionalidades e no propósito das interações promovidas. Neste trabalho, considera-se o Instagram como uma mídia social em função da variedade de possíveis consequências a serem produzidas (e.g., curtidas, comentários, compartilhamentos, seguidos).

O uso problemático de mídias sociais (UPMS) tem sido associado a diversos problemas comportamentais, tais como insatisfação com a vida (Rogowska & Libera, 2022), privação de sono (Levenson et al., 2016), transtornos de alimentação e preocupação com imagem corporal (Holland & Tiggemann, 2016), desempenho acadêmico (Samaha & Hawi, 2016) e habilidades sociais (Chou et al., 2017). Esse pode sinalizar um possível quadro de adicção comportamental (Hassan & Kyonka, 2021). O

impacto econômico do UPMS pode ser mensurado ao avaliar o efeito nos sistema de saúde, funcionamento social, desenvolvimento cerebral, níveis de produtividade, qualidade de vida e nos acidentes (e.g., trânsito, lesões; Rumpf et al., 2022).

Além dos transtornos por uso de substância já formalmente descrito, o UPMS ganhou interesse acadêmico e se discute um possível reconhecimento diagnóstico (Dahl & Bergmark, 2020). Esse padrão comportamental tem sido definido e avaliado em função dos padrões clássicos de adicção, como o grau de preocupação, incapacidade de controlar o uso, extensão de esconder ou mentir sobre o uso da Internet e manter o uso online apesar das consequências negativas do comportamento (Dahl & Bergmark, 2020; Young, 1998). Nesse contexto, a Organização Mundial de Saúde (OMS) reconheceu o jogo online como um transtorno comportamental clínico passível de diagnóstico e tratamento na 11ª edição da Classificação Internacional de Doenças (CID-11; World Health Organization, 2022). Esse contexto também foi reconhecido como problemático em virtude da sinalização de possíveis critérios avaliativos, porém ainda são necessárias pesquisas adicionais e consistentes para incluir o UPMS como um diagnóstico formal (American Psychiatric Association, 2014). A Análise do Comportamento considera quadros psicopatológicos como classes de comportamentos determinadas a partir de sua relação funcional com variáveis ambientais (Banaco et al., 2014; Sidman, 1960; Skinner, 1981). Bickel et al. (2011) desenvolveram a primeira versão da Teoria da Patologia do Reforço (TPR) como uma nova abordagem a fim de avaliar e intervir sobre repertórios adictivos, na perspectiva da economia comportamental.

Na TPR, situações de vício ou adicção (e.g., drogas lícitas e ilícitas, jogos, álcool, cigarro e comida) são caracterizadas pela (1) valorização persistentemente alta de um reforçador (i.e., alta intensidade de demanda, com baixa elasticidade de demanda) e pelo (2) alto nível de desconto temporal (i.e., preferência excessiva por

acesso imediato ao reforçador, independentemente das consequências prejudiciais a longo prazo; Bickel et al., 2011). Nessa perspectiva, a adicção apresenta altos níveis de fatores endógenos (i.e., altos níveis de intensidade de demanda e desconto temporal) e baixos níveis de fatores exógenos (i.e., reforçadores alternativos, e.g., rede de apoio social; Bickel, Johnson, et al., 2014). Além de serem correlacionadas (MacKillop et al., 2010), as medidas de desconto temporal e de intensidade de demanda podem servir como marcadores comportamentais na identificação de possíveis padrões impulsivos disfuncionais (Bickel et al., 2019, 2021; Bickel, Koffarnus, et al., 2014).

De forma geral, a noção de desconto indica a desvalorização ou redução do valor subjetivo de um reforçador em função do seu atraso, probabilidade ou distância social (Białaszczek et al., 2019; Gelino et al., 2024). O desconto temporal ou por atraso tem sido aplicado para investigar o UPMS que envolve a alta incidência de escolhas impulsivas (Madden & Bickel, 2010). Esses padrões são caracterizados pela produção de reforçadores imediatos e menores (i.e., smaller, sooner reinforcement [SSR]) associados com o uso das mídias sociais, em vez de reforçadores pró-sociais atrasados e de maior magnitude (i.e., larger, delayed reinforcement [LDR], e.g., rendimento acadêmico, resultados laborais, interação social). Diante disso, o UPMS pode comprometer os repertórios sociais, acadêmicos e laborais e produzir contingências aversivas (Hayashi, 2023; Strickland & Johnson, 2021). Ou seja, a escolha de reforçadores imediatos e menores sobre reforçadores atrasados e maiores está associada a altas taxas de desconto do valor subjetivo do reforço em função do atraso (Hayashi, 2023).

A intervenção nesses casos pode estabelecer um equilíbrio entre o acesso desses dois tipos de reforçadores, que pode ser feito pelo (1) aumento da magnitude do LDR; (2) diminuição da magnitude da SSR; e (3) contingências suplementares que reforçam escolhas autocontroladas (Hayashi, 2023). Esse primeiro ponto pode ser realizado por

meio do pensamento episódico futuro (EFT; i.e., antecipar verbalmente resultados futuros, Brown & Stein, 2022; Li, 2021) e a manipulação por priming (i.e., operação motivadora que aumenta a aversividade de uma consequência negativa associada a uma escolha impulsiva, que por sua vez evoca a escolha autocontrolada como uma forma de comportamento de evitação, Foreman et al., 2019). O segundo ponto pode receber uma intervenção relacionada às estratégias baseadas em mindfulness, com alívio das emoções negativas no momento presente (Lan et al., 2018), além do uso de framing (Radu et al., 2011) e treino de memória de trabalho (Bickel, Yi, et al., 2011). Por fim, no terceiro ponto, o manejo de contingência e contratos comportamentais podem ser aplicados com a apresentação de reforçadores arbitrários e/ou generalizados para a ocorrência de escolhas autocontroladas (Stanley et al., 2022; Stinson & Dallery, 2023; Williams-Buttari et al., 2023), bem como notificações automáticas sobre uso excessivo, seleção de atividades alternativas (Stinson & Dallery, 2023), estabelecimento de metas de uso (Hauksdóttir et al., 2024; Schram & Dymond, 2021) e automonitoramento (Horr & Campos, 2024). Na demanda, as intervenções comportamentais possui efeito significativo apenas na redução da intensidade, mas não da elasticidade, em adicções como álcool e cigarro (e.g., aumentar custo de resposta, diminuição magnitude do reforçador, e minimizar pistas ao uso; Acuff et al., 2020), sobretudo a EFT com cigarro (Stein et al., 2018), cannabis (Sofis et al., 2020), álcool (Snider et al., 2016) e cocaína (Snider et al., 2021).

Pesquisas anteriores indicaram que taxas acentuadas de desconto temporal para reforçadores sociais hipotéticos foram consistentemente associados com diversos tipos de problemas relacionados ao uso problemático de celular, como enviar mensagem ao dirigir (Foreman et al., 2019; Hayashi et al., 2016, 2018; Hayashi, Foreman, et al., 2019), usar recursos multimídia na sala de aula (Hayashi & Blessington, 2018; Toyama

& Hayashi, 2023) e a própria dependência dessa tecnologia (Ferraro & Weatherly, 2016; Reed et al., 2016). A frequência de comportamentos considerados adictivos têm sido correlacionados com as taxas de desconto temporal (Amlung et al., 2017; MacKillop et al., 2011), que é descrito em termos das noções de reversão de preferência, efeito de magnitude e efeito de traço (Amlung et al., 2017), descritas a seguir.

A noção de reversão de preferência pode ser associada tipicamente uso problemático de mídias sociais pode ser descrita como uma escolha impulsiva relacionada ao menor repertório de autocontrole. Ocorre reversão de preferência quando uma pessoa que optou inicialmente pela alternativa com reforço de maior magnitude e mais atrasado (LDR) muda sua escolha para a alternativa com reforço menor e mais imediato (SSR) à medida que o momento de receber o SSR se aproxima (MacKillop et al., 2011). Por exemplo, no contexto de sala de aula, enquanto o SSR é temporalmente distante (e.g., ausência de mensagens a serem respondidas na mídia social), o LDR (e.g., receber notas altas na disciplina) mantém respostas autocontroladas (e.g., engajamento acadêmico). À medida que o SSR se torna temporalmente próximo (e.g., receber uma mensagem a ser respondida), esse reforçador passa a influenciar mais do que o LDR, o que seleciona respostas impulsivas (e.g., responder mensagem imediatamente na sala de aula), mesmo com a possibilidade de consequências aversivas (e.g., reclamação do professor, notas baixas; Hayashi, 2023). As taxas de desconto de reforçadores sociais relacionados ao enviar mensagens foram bem descritos pela função hiperbólica, o que coaduna com a noção de reversão de preferência (Hayashi et al., 2016). A noção de reversão de preferência também está relacionada com as funções matemáticas que descrevem o desconto temporal.

Inicialmente, os modelos econômicos (e.g., teoria da adicção racional) assumiram que os reforçadores atrasados eram descontados exponencialmente em uma

proporção fixa (Jones & Rachlin, 2006). Entretanto, outras pesquisas (e.g., Green & Myerson, 2004) indicaram que as curvas de desconto são melhor descritas pela função hiperbólica (Mazur, 1987), sobretudo em virtude dessa função predizer a reversão de preferência, ao contrário da exponencial. A Equação 1 descreve a função hiperbólica no desconto temporal:

$$V = \frac{A}{1 + kD} \quad (1)$$

No qual  $V$  é o valor presente do reforçador  $A$  disponível em um atraso  $D$ , e  $k$  é o parâmetro da taxa de desconto. Ou seja, a cada unidade de tempo do atraso, o valor subjetivo do reforçador diminuiu em uma proporção cada vez menor. Apesar de  $k$  determinar a taxa de desconto, esse parâmetro não corresponde a uma taxa de diminuição fixa, como ocorre na função exponencial.

Aliado a isso, o desconto temporal também apresenta o fenômeno do efeito magnitude, caracterizado pela tendência de descontar o SSR mais acentuadamente do que LDR, em função da magnitude do reforçador (Thaler, 1981). Ou seja, diante de reforçadores de menor magnitude, há o aumento de escolhas SSR. Por exemplo, indivíduos podem apresentar preferência por SSR ao utilizar uma mídia social por 10min agora vs. 50min em um ano comparado a usar por 2h agora vs. 10h em um ano.

O desconto temporal ainda apresenta o fenômeno do efeito de traço (Odum et al., 2020). Esse fenômeno é caracterizado pela apresentação de taxas de desconto temporal correlacionadas (i.e., a ordem das diferenças individuais tendem a se manter) entre diferentes período de tempo (semanas [Beck & Triplett, 2009] ou meses [Anokhin et al., 2011]), instrumentos (e.g., escolha binária vs. fill in the blank; papel e pincel vs. computador; Smith & Hantula, 2008), contextos (e.g., dependentes e ex-dependentes de maconha; Johnson et al., 2010) e tipos de reforçadores (e.g., heroína, comida, dinheiro;



Odum, 2011). Nesse contexto, as taxas de desconto temporal em algumas variáveis podem estar associadas com os resultados em outras. Por exemplo, um indivíduo com repertório comportamental de escolhas impulsivas com comida também pode apresentar altas taxas de desconto no consumo de entretenimento (Charlton & Fantino, 2008). Apesar desses resultados, a generalidade do efeito de traço para os diferentes tipos de reforçadores no contexto do uso de mídias sociais ainda é um tópico de investigação em aberto (e.g., Schulz van Endert & Mohr, 2022). De forma específica, Odum et al. (2020) evidenciaram que reforçadores não-monetários (e.g., alimento) são descontados de forma mais acentuada do que os monetários (e.g., dinheiro). Então, um indivíduo que apresenta padrões impulsivos em uma situação tende a apresentar escolhas impulsivas também em outros contextos (Odum, 2011).

Além do arcabouço do desconto temporal, a TPR também utiliza a noção de demanda por reforçadores (Bickel, Jarmolowicz, et al., 2011; Hursh, 1980, 1984). Uma típica curva de demanda apresenta a quantidade consumida de um produto em função de seu preço, indicando que aumentos no preço geram redução na quantidade consumida. Em economia comportamental, duas medidas têm sido adotadas para avaliar a demanda de indivíduos por diferentes produtos, a saber, a intensidade de demanda (i.e., nível de consumo quando o preço é zero ou muito baixo;  $Q_0$ ) e a elasticidade de demanda (i.e., sensibilidade do consumo ao aumento do preço; Gilroy et al., 2020; Hursh, 1980, 1984). Investigações anteriores indicaram a utilidade da análise de demanda como marcadores comportamentais no uso de drogas, indicando que aumentos na intensidade de demanda (ou redução na elasticidade de demanda) estão associados a maior propensão a uso abusivo de substância (e.g., heroína e cigarro; Jacobs & Bickel, 1999), e em apostas (Weinstock et al., 2016). Indivíduos que apresentaram maior intensidade ou baixa elasticidade de demanda também exibiram maior chance de apresentar comportamentos

prejudiciais no contexto tecnológico, como enviar mensagens enquanto dirige (Hayashi, Friedel, et al., 2019a, 2019b), dependência de SMS (Hayashi, Friedel, et al., 2019a; Hayashi & Blessington, 2021; O'Donnell & Epstein, 2019), usar recursos multimídia na sala de aula (Hayashi, Friedel, et al., 2019b), enviar mensagem enquanto caminha (Hayashi, Friedel, et al., 2019b) e problemas comportamentais relacionados ao uso excessivo de internet (Acuff et al., 2018, 2022; Broadbent & Dakki, 2015; Hayashi, 2023).

Por exemplo, Broadbent e Dakki (2015) avaliaram se o tempo de uso de internet por usuários com padrões com uso problemático ou não de internet poderiam ser modificados pelo preço. Estudantes universitários indicaram a quantidade de tempo na internet a partir de 13 diferentes valores monetários. Os resultados indicaram que o tempo de internet pelos usuários com uso problemático ou não diminuíram consistentemente, mesmo a preços baixos. Essa evidência sinaliza que o tempo de uso de internet pode ser alterado em função da presença de um custo específico, ao passo que o acesso livre à internet pode ocasionar padrões de uso excessivos ou problemáticos.

Essas evidências, que sinalizaram maior intensidade e menor elasticidade de demandas por reforçadores sociais, podem ser apropriadamente interpretadas com base no Behavioral Perspective Model (BPM), proposto pela área de análise do comportamento do consumidor. O BPM é um aparato conceitual e analítico que descreve o comportamento de consumo na perspectiva operante (Foxall, 1990; Foxall et al., 2006). Esse modelo indica que, de forma antecedente, a interação entre o cenário ambiental de consumo (e.g., marcas alternativas, período de tempo, comunidade verbal, regras econômicas) e a história individual de aprendizagem (e.g., preferências, valores, normas, cultura) fornecem o contexto para o comportamento de consumir, que ocorre

em função de possíveis reforçadores utilitários (i.e., RU, utilidade direta do produto) e/ou reforçadores informativos (i.e., RI, aspectos sociais, simbólicos e verbais; Foxall et al., 2006).

Na perspectiva do BPM, o comportamento de consumo é um padrão de escolha distribuído ao longo de um continuum (Foxall, 2016, 2024). Esse padrão varia, em um extremo, de um consumo rotineiro de itens baratos e substituíveis (e.g., consumir álcool socialmente) para, em outro extremo, um nível intenso e “compulsivo” em que há reversão de preferência, irracionalidade econômica e prejuízos sociais (e.g., dependência de álcool). Ou seja, é possível analisar que os padrões descritos pela TPR (i.e., alto nível de desconto temporal e alta intensidade de demanda) integram um continuum que aumenta conforme há o crescimento da adicção ou intensidade de uso da mídia social. Essa perspectiva pode ser identificada pela existência de diferenças quantitativas ao longo do continuum. Inicialmente, há (1) escolhas de consumo rotineiras e cotidianas descritas como autocontroladas, que podem evoluir gradualmente no nível de desconto temporal para (2) compras excessivas por crédito, (3) espoliação ambiental (i.e., benefícios imediatos separados de possíveis prejuízos futuros), (4) compras compulsivas (i.e., consumo consistente, mas intermitente) e (5) adicção (i.e., preferência por consequências imediatas em vez de benefícios atrasados, com possibilidade de prejuízos, somado a necessidade de controlar o consumo, seguido por lapso, resolução e recaída; Foxall, 2016).

Para isso, é necessário verificar se as diferenças individuais encontradas empiricamente são suficientes para validar esse contínuo. Nesse continuum, o uso adequado de mídias sociais está em extremo “saudável” e uso problemático está no outro extremo “excessivo”. Esse último padrão, segundo a literatura psicométrica, está relacionado com alto grau de preocupação, incapacidade de controlar o uso, extensão de

esconder ou mentir sobre o uso da Internet e manter o uso online apesar das consequências negativas do comportamento (Dahl & Bergmark, 2020; Young, 1998).

O BPM tem sido utilizado na análise das escolhas de marcas relacionadas à alimentação (Foxall et al., 2004) e ao marketing (Foxall et al., 2021), mas também à descrição dos padrões adictivos (Foxall, 2016). A Tabela 1 indica quatro grandes classes operantes de comportamento de consumir, em sistemas abertos e fechados, dentro do continuum de consumo. O comportamento adictivo é descrito como a passagem do consumo rotineiro (manutenção 7) para o entretenimento inevitável (hedonismo 4), que, na recuperação, passa pela (2) satisfação com ganhos e o (1) consumo por status (Foxall, 2016).

**Tabela 1**

*Categorias de Contingências Presentes na Análise do BPM sobre o Comportamento Adictivo*

<b>Contingências</b>	<b>Fechado</b>	<b>Aberto</b>	<b>Reforçamento</b>	<b>Continuum de consumo</b>
Realização	(2) Satisfação com ganhos de lazer e recreação.	(1) Consumo por status de produtos de luxos e inovações	Alto RI Alto RU	Recuperação
Hedonismo	(4) Entretenimento inevitável: filmes em voos, refeição de avião.	(3) Entretenimento popular: ler, shows na TV.	Baixo RI Alto RU	Adicção
Acumulação	(6) Consumo em sistema de fichas: colecionar milhas.	(5) Colecionar e poupar: colecionar cupons, pagar antecipado.	Alto RI Baixo RU	Compra por crédito Espoliação ambiental Consumo compulsivo
Manutenção	(8) Consumo compulsório: impostos, condomínio, energia elétrica.	(7) Comprar rotineira para sobrevivência: supermercado, gasolina.	Baixo RI Baixo RU	Consumo rotineiro

*Nota.* Adaptado de Foxall (2016).

O comportamento de usar mídias sociais pode ser mantido por contingências predominantemente sociais ou informativas (Busch & McCarthy, 2021; Hayashi, 2023), enquanto o uso de drogas psicoativas (e.g., álcool, maconha, cocaína, opioides; Foxall & Sigurdsson, 2011) são possivelmente influenciadas em maior grau por contingências utilitárias (Foxall, 2016). Por exemplo, Foxall e Sigurdsson (2011) indicaram que contingências informativas e utilitárias influenciam o consumo de drogas, no qual essa primeira apresenta maior importância no início do consumo da substância.

Diante disso, torna-se relevante investigar as taxas de desconto temporal e de intensidade da demanda por reforços informativos e utilitários relativas ao uso de mídias sociais (Hayashi, 2023; Robayo-Pinzon et al., 2021, 2023; Schulz van Endert & Mohr, 2022). Ou seja, enquanto a TPR indica possíveis padrões comportamentais da adicção (i.e., variáveis dependentes), o BPM sinaliza possíveis aspectos ambientais que influenciam esses padrões (i.e., variáveis independentes). A partir da combinação desses dois referenciais teóricos (i.e., TPR e BPM), a presente pesquisa teve como objetivo de verificar se a intensidade de uso de mídias sociais está relacionada ao aumento nas taxas de desconto temporal por RU e RI e baixa elasticidade de demanda por RI. O trabalho representa a aplicação do BPM na identificação dos determinantes do comportamento do consumidor digital e da TPR na verificação de marcadores comportamentais para potenciais situações de adicção, a partir dos paradigmas da Economia Comportamental e da Análise do Comportamento. Entretanto, este trabalho visou preencher lacunas existentes na literatura quanto à mensuração do nível de intensidade de demanda e a especificação das consequências, sobretudo informativas, que mantêm o comportamento de usar mídias sociais.

Pesquisas recentes analisaram o consumo excessivo de mídias sociais na perspectiva da TPR (Acuff et al., 2018, 2022; Hayashi, 2023) e do BPM (Robayo-

Pinzon et al., 2021, 2023; Schulz van Endert & Mohr, 2022). Acuff et al. (2018) avaliaram se o uso problemático de internet segue a perspectiva da TPR em relação às altas taxas de desconto temporal e de intensidade de demanda. O estudo empregou medidas do desconto temporal, intensidade de demanda por internet e presença de reforçamento alternativo que poderiam prever o uso problemático de internet e o “desejo” por internet (i.e., craving). Os resultados indicaram que indivíduos com altas taxas de intensidade de demanda e desconto apresentaram maior chance de exibirem uso problemático de internet. Os autores identificaram ainda que a escolha excessiva por internet diminui a probabilidade de engajamento em outras atividades potencialmente reforçadoras, porém temporalmente atrasadas. Ao replicarem Acuff et al. (2018), Acuff et al. (2022) generalizaram as medidas de desconto temporal, intensidade de demanda de internet e reforçamento alternativo para outros comportamentos relacionados ao uso de internet (i.e., uso de smartphone, jogo online, aposta online, comportamento sexual) em amostras de seis países diferentes. Os resultados sugeriram que: 1) maior taxa de intensidade de demanda esteve associada com uso prejudicial de internet, uso de smartphone e jogo online; 2) maior taxa de desconto temporal esteve associada com uso prejudicial de internet; e 3) redução de reforçamento alternativo se associou com o uso prejudicial de internet e uso de smartphone.

Hayashi (2023) identificou evidências empíricas consistentes referentes à aplicação da TPR para analisar o uso problemático de telefones móveis (i.e., receber e enviar mensagens de texto na sala de aula). O autor avaliou a frequência e as atitudes (i.e., percepção de inadequação) sobre receber e enviar mensagens de texto, associadas aos níveis de desconto temporal e de intensidade de demanda do reforçador social (i.e., mensagem de texto). O estudo evidenciou três resultados: (1) maiores taxas de desconto temporal e intensidade de demandas, obtidas em quatro diferentes subgrupos (i.e.,

desconto baixo e demanda baixa; desconto alto e demanda baixa; desconto baixo e demanda alta; desconto alto e demanda alta), estiveram relacionadas a maior frequência de uso de telefones móveis, sendo que o subgrupo de desconto alto e intensidade de demanda alta apresentaram maior frequência de uso; (2) as altas taxas de desconto temporal e de intensidade de demanda por reforçadores sociais predisseram com significância estatística frequência do uso, em detrimento de variáveis demográficas; e (3) a intensidade de demanda por reforçadores sociais apresentaram maior influência no uso, em comparação com o desconto temporal.

Robayo-Pinzon et al. (2023) empregaram o BPM para investigar comportamento de uso de mídias sociais. Os autores relacionaram as taxas de desconto temporal com as escolhas entre RU (e.g., uso e consumo direto do produto; dinheiro) e RI (e.g., estímulos sociais e simbólicos do consumo; tempo de uso), bem como aos índices de adicção no uso de mídias sociais. Os resultados indicaram que o valor reforçador relativo de usar mídias sociais aumentou quando (1) o reforçador monetário era atrasado em uma semana (i.e., maior taxa de desconto para o intervalo de uma semana, em comparação com o acesso imediato do reforçador) e (2) o tempo de uso das mídias sociais é maior (i.e., maior taxa de desconto para reforçadores de menor magnitude). Entretanto, este trabalho integrou o procedimento padrão de desconto temporal às medidas típicas da intensidade de demanda (e.g., troca entre valores do tempo de uso e do dinheiro, em apenas dois períodos de atraso, i.e., imediato e uma semana), o que pode dificultar a discriminação entre os dois padrões comportamentais na análise dos dados.

Robayo-Pinzon et al. (2021) também relacionaram o desconto temporal ao índice de adicção por smartphones. Em relação a Robayo-Pinzon et al. (2023), os autores adicionaram uma medida objetiva sobre o tempo e o conteúdo utilizados no

aparelho. Esse estudo apontou uma correlação positiva entre o uso direto de mídias sociais (i.e., WhatsApp e Facebook), a utilização de smartphones e os níveis de dependência de internet. Os autores apontam que o BPM pode ser uma alternativa objetiva às abordagens psiquiátricas tradicionais de investigação do uso excessivo de mídias sociais e smartphones. Entretanto, a pesquisa utilizou um método correlacional entre o tempo de uso, o nível de dependência e a taxa de desconto temporal, e não manipulou diferentes consequências utilitárias e informativas.

Schulz van Endert & Mohr (2022) investigaram a relação entre as taxas de desconto temporal na escolha entre RU (i.e., dinheiro) e RI (i.e., seguidores e curtidas no Instagram), em relação aos níveis de autocontrole e tempo de uso de tela do Instagram. Os resultados demonstraram que os RI de menor magnitude possuem maior desconto temporal em comparação com as de maior magnitude (i.e., efeito magnitude; Green & Myerson, 2004). Também indicaram que as taxas de desconto temporal das três consequências (i.e., dinheiro, seguidores e curtidas no Instagram) apresentam correlação direta (efeito de traço; Odum et al., 2020). O estudo não encontrou relação entre as taxas de desconto temporal, medidas de autocontrole e o tempo de uso, apesar de terem evidenciado relação entre a média de curtidas e a taxa de desconto nas curtidas.

Esses estudos verificaram que os padrões de desconto temporal no uso de mídias sociais (i.e., RI) se assemelharam aos padrões de desconto temporal em escolhas por RU (e.g., comida, dinheiro; Acuff et al., 2018, 2022; Hayashi, 2023; Robayo-Pinzon et al., 2021, 2023; Schulz van Endert & Mohr, 2022). Diante disso, o uso de mídias sociais parece ser sensível à magnitude e ao atraso do reforçador (Robayo-Pinzon et al., 2023), estar correlacionado com níveis de dependência e altas taxas de desconto temporal (Robayo-Pinzon et al., 2021), seguir os padrões do efeito magnitude e diferenças



individuais relativamente estáveis no que concerne as taxas de desconto temporal (Schulz van Endert & Mohr, 2022) e ser compatível com os padrões comportamentais da TPR (Acuff et al., 2018, 2022; Hayashi, 2023), sobretudo quando as noções de desconto temporal e elasticidade de demanda são manipuladas isoladamente em cada estudo. Entretanto, esses estudos utilizaram procedimentos que dificultam separar e discriminar as relações entre as taxas de desconto temporal e elasticidade de demanda na TPR (Robayo-Pinzon et al., 2023). Os trabalhos analisados (Acuff et al., 2018, 2022; Hayashi, 2023; Robayo-Pinzon et al., 2021; Schulz van Endert & Mohr, 2022) ainda não manipularam as possíveis variáveis controladores do uso de mídias sociais a partir do BPM (i.e., RI e RU). Por fim, houve a análise de uma topografia de uso de tecnologia distante da realidade brasileira (i.e., mensagem de texto; Hayashi, 2023).

As limitações desses estudos podem sinalizar possibilidades de ampliar o escopo científico da área. Robayo-Pinzon et al. (2023) integraram o procedimento padrão de desconto temporal às medidas típicas da intensidade de demanda; Robayo-Pinzon et al. (2021) e Acuff et al. (2018, 2022) não manipularam consequências informativas; Schulz van Endert & Mohr (2022) utilizaram apenas duas consequências informativas do Instagram; e Hayashi (2023) utilizou a topografia de um comportamento (i.e., receber e enviar mensagens de texto) em desuso no Brasil<sup>1</sup> e não manipulou consequências utilitárias. Nesse contexto, separar os procedimentos de desconto temporal e intensidade de demanda, bem como manipular direta e diferencialmente consequências informativas e utilitárias podem favorecer a verificação de maior acurácia na relação entre os padrões comportamentais (i.e., variáveis dependentes; por meio da TPR) e as consequências

---

<sup>1</sup> Apenas 8% e 44% dos brasileiros enviavam e recebiam mensagens de texto, respectivamente (Mobile Time, 2021). Ao contrário, 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 país (Datareportal, 2023), com uso, em média, de 15 horas mensais por brasileiros.

mantenedoras (i.e., variáveis independentes; por meio do BPM) durante o uso excessivo de uma mídia social popular no Brasil (i.e., Instagram).

A partir disso, verificou-se que, na literatura existente, ainda é necessário investigar (1) os efeitos individuais das medidas de demanda e desconto em relação à aplicação da TPR ao uso de mídias sociais; (2) no BPM, se o continuum de consumo ocorre no uso de mídias sociais; (3) se o padrão de uso das mídias sociais se assemelha a outras adições; (4) se o uso do Instagram tem relação com as medidas de demanda e desconto; (5) se o uso do Instagram é mais influenciado por RU ou RI; e se (6) as medidas de desconto diferem entre RU e RI.

De modo a preencher essas lacunas, este estudo visa inserir algumas alterações metodológicas em relação aos estudos supracitados (Acuff et al., 2018, 2022; Hayashi, 2023; Robayo-Pinzon et al., 2021, 2023; Schulz van Endert & Mohr, 2022). Schulz van Endert & Mohr (2022) e Robayo-Pinzon et al. (2023) manipularam RU e RI apenas em relação ao desconto temporal e não à intensidade de demanda. Apenas Schulz van Endert & Mohr (2022) investigaram sobre o Instagram. Robayo-Pinzon et al. (2021) e Acuff et al. (2018, 2022) manipularam apenas RU e Hayashi (2023) apenas RI. Em primeiro lugar, o trabalho irá mensurar individualmente o desconto temporal e a intensidade de demanda no contexto do uso do Instagram, já que Hayashi (2023) realizou essas duas medidas apenas com mensagens de texto. Em segundo lugar, será verificada a relação entre as taxas de desconto temporal para RI e RU e a medida de intensidade de demanda por RI. Pretende-se identificar se as diferenças individuais nas taxas de desconto temporal para RU e RI apresentam correlação positiva (Odum, 2011; Odum et al., 2020). Aplicou-se a estratégia de mensuração direta do uso de mídias sociais utilizado por Robayo-Pinzon et al. (2021), com a replicação do tipo de RI (i.e., curtidas; Robayo-Pinzon et al., 2023).

O objetivo geral deste estudo foi verificar se a intensidade de uso de mídias sociais está relacionada ao aumento nas taxas de desconto temporal por RUs (i.e., dinheiro hipotético) e RIs (i.e., curtidas) e baixa elasticidade de demanda por RIs. De maneira específica, verificou-se (1) se as diferenças individuais nas taxas de desconto temporal para RU (i.e., dinheiro) e RI (i.e., curtidas) são positivamente correlacionadas (e.g., Odum, 2011; Odum et al., 2020); (2) se essas taxas de desconto temporal para RU e RI estão correlacionadas com elasticidade de demanda para reforçadores informativos, baseado na TPR; e (3) se os padrões de uso de mídias sociais (i.e., nível de dependência e horas utilizadas) possuem maior relação com as taxas de desconto temporal de RU e/ou RI, na perspectiva do BPM. Considerou-se como hipótese principal de que a intensidade de uso de mídias sociais está diretamente relacionada ao aumento nas taxas de desconto temporal por reforçadores informativo e utilitário e à diminuição nos níveis de elasticidade de demanda, o que pode representar marcadores comportamentais que auxiliem na identificação e intervenção no uso problemático de mídias sociais.

## **Método**

### **Participantes e Procedimentos Éticos**

Um total 65 estudantes universitários adultos ( $M = 27,98$  anos;  $DP = 7,5$ ) de instituições do centro-oeste do Brasil, entre 18 e 50 anos, foram selecionados. Esse tamanho de amostra foi testado com o G\*Power (versão 3.1.9.7), em que se considerou o efeito de tamanho de 0.13, e os resultados indicaram que uma amostra de 49 participantes era suficiente para atingir um poder estatístico maior que do que 0.95. O recrutamento foi realizado por meio de convites em mídias sociais ou em disciplinas introdutórias de cursos de graduação e pós-graduação. Inicialmente, antes da coleta de dados, foram apresentados aos participantes aspectos éticos como sigilo, confidencialidade e aquiescência com o Termo de Consentimento Livre e Esclarecido

(TCLE; Apêndice 1), via *Google Formulários*. Utilizaram-se dois critérios de exclusão: (1) participação de pesquisas ou conhecimento aprofundado na área de Economia Comportamental, bem como as noções autocontrole e impulsividade na perspectiva da Análise do Comportamento; e (2) rotina de trabalho diretamente envolvido com o Instagram ou remuneração direta com produção de conteúdo digital no Instagram. Esta pesquisa foi avaliada e aprovada pelo Comitê de Ética em Pesquisa em Ciências Humanas e Sociais da Universidade de Brasília (CEP/CHS/UnB), sob o 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 seu nome, e-mail para contato, data de nascimento e seleção se o ano de nascimento é par ou ímpar. A coleta de dados foi realizada de forma assíncrona, virtual e remota, com os equipamentos (e.g., celular, notebook) dos próprios participantes.

### ***Desconto temporal***

O desconto temporal foi verificado por meio do Monetary Choice Questionnaire (MCQ; Kirby & Maraković, 1996), com uma versão original para a RU (i.e., dinheiro) e uma versão adaptada para a RI (i.e., curtidas). Em ambos os questionários, as respostas do MCQ foram analisadas automaticamente com a ferramenta proposta por Kaplan et al. (2016). Essa ferramenta calcula a proporção de escolhas atrasadas e maiores, bem como a proporção de consequências com magnitude pequenas, médias e grandes. Também é possível verificar índices sobre possível incompreensão das questões ou baixo esforço, que servem para avaliar consistência das respostas dos participantes.

A versão original do MCQ (Apêndice 2) é um questionário de 27 itens, no qual os participantes escolhem, hipotética e repetidamente, entre uma consequência monetária imediata e de menor magnitude ou uma consequência monetária atrasada e de maior magnitude (e.g., “1. Você prefere R\$ 54 hoje ou R\$ 55 daqui a 117 dias?”). O instrumento divide-se em três grupos de nove itens, baseados na magnitude da RU (valor em dinheiro): pequena (R\$ 25, R\$ 30, R\$ 35), média (R\$ 50, R\$ 55 e R\$ 60) e grande (R\$ 75, R\$ 80 e R\$ 85). Os tempos de atraso das consequências variaram entre sete e 186 dias. A escolha de cada participante permitiu o cálculo das taxas de desconto temporal por meio de uma curva hiperbólica ou, de forma equivalente, da proporção de escolhas atrasadas e maiores (Myerson et al., 2014).

O desconto temporal no contexto da mídia social “Instagram” foi avaliado por meio de uma versão adaptada do MCQ (Apêndice 3; Schulz van Endert & Mohr, 2022). O tipo de consequência do MCQ foi para a inserção de um RI relacionado ao Instagram (*i.e.*, curtidas). Os valores da magnitude da consequência e dos períodos de atrasos foram mantidos idênticos ao MCQ original (e.g., “1. Você prefere 54 curtidas adicionais hoje ou 55 curtidas adicionais daqui a 117 dias?”). Os questionários apresentaram os termos “adicionais” em cada RI (e.g., curtidas adicionais) de modo a informar que as magnitudes apresentadas indicam aumentos progressivos nas estatísticas da mídia social em vez dos números existentes e fixos.

### ***Elasticidade de demanda***

A elasticidade de demanda por RI (*i.e.*, curtidas) foi mensurada com uma versão adaptada e breve do Internet Purchase Task (IPT; Broadbent & Dakki, 2015), relacionado especificamente ao Instagram. Os participantes responderam seis perguntas, conforme a Tabela 2. Nesse instrumento, houve três padrões de elasticidade: típico, duplicado e triplicado.

## Tabela 2

### *Perguntas e Significado do Questionário de Demanda*

<b>Pergunta</b>	<b>Significado</b>
(1) Qual a quantidade média de curtidas que você possui por postagem no Instagram?	Consumo típico
(2) Qual o valor em reais que você pagaria para comprar esta quantidade média de curtidas no Instagram?	Preço típico
(3) Qual o valor em reais que você pagaria para dobrar a quantidade média de curtidas por postagem?	Preço dobrado
(4) Qual o valor em reais que você pagaria para triplicar a quantidade média de curtidas por postagem?	Preço triplicado
(5) Qual o valor máximo em reais que você pagaria para comprar uma curtida para sua postagem no Instagram?	Preço máximo para uma unidade (PMax)
(6) Se as curtidas fossem distribuídas gratuitamente, quantas curtidas gostaria de receber para seu perfil?	Quantidade consumida quando o preço é zero (Q0)

### *Uso de mídias sociais*

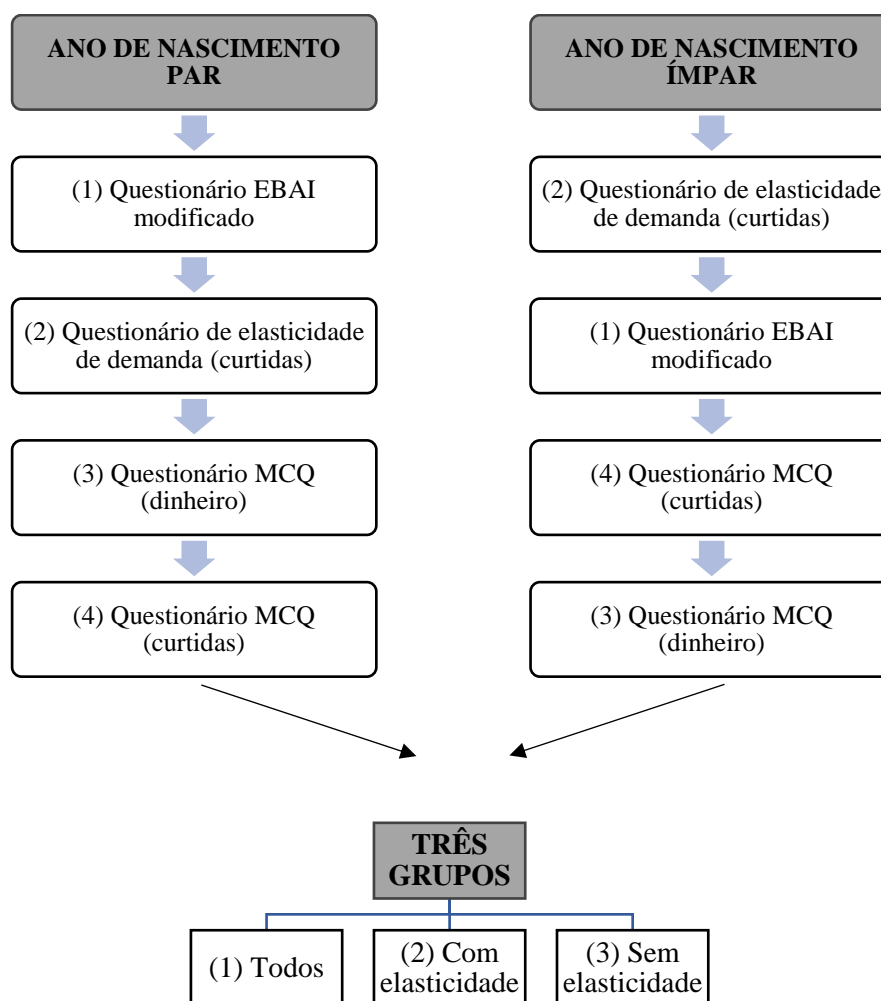
O uso de mídias sociais foi mensurado por meio de dois instrumentos, um de autorrelato e outro direto. Por um lado, o instrumento de autorrelato foi a Escala Bergen de Adicção ao Instagram (EBAI; Apêndice 4) modificado (Monteiro et al., 2020). O instrumento possui seis itens que solicitam a indicação 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 (Monteiro et al., 2020). Neste estudo, foi considerado que escores entre 0-5 não representam adicção; entre 6-10 indicam baixa adicção; entre 11-18 indicam moderada adicção; e entre 19-30 representa alta adicção. 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 quase-experimental, os participantes responderam individualmente quatro questionários disponibilizados de forma online, conforme a Figura 1: (1) questionário original do MCQ (Kirby & Maraković, 1996) sobre a consequência utilitária (e.g., dinheiro), o (2) questionário do MCQ adaptado à consequência informativa (e.g., curtidas; Schulz van Endert & Mohr, 2022), o (3) questionário de intensidade de demanda dos reforçadores informativas e o (4) questionário do EBAI modificado. Houve a apresentação de duas ordens distintas dos quatro questionários, especificadas a partir do número final do ano de nascimento do participante ser par ou ímpar.

## **Figura 1**

*Procedimento e Delineamento do Estudo com a Sequência de Instrumentos e Grupos*



Inicialmente, em virtude da ausência de alguns dados de elasticidade, as informações dos participantes foram divididas em três grupos: (1) todos os participantes, com ou sem medida de elasticidade; (2) dados com elasticidade; e (3) dados sem elasticidade. Com este delineamento, objetivou-se comparar as taxas de desconto temporal para RU e RI e a taxa de elasticidade de demanda para RI, em função das categorias de adicção da EBAI no uso do Instagram, em um delineamento quase-experimental. Em segundo lugar, foi realizada uma análise correlacional do continuum da intensidade de uso do Instagram. A duração de preenchimento dos questionários foi cerca de 15min, calculada pela média de tempo em um estudo piloto com cinco pessoas. Os questionários foram disponibilizados na plataforma *Google Formulários*.



## Resultados

### Análise de dados

A análise estatística do desconto temporal foi realizada de maneira semelhante a Schulz van Endert & Mohr (2022). Inicialmente, as taxas de desconto temporal para dinheiro (RU) e curtida (RI) foram calculadas automaticamente por meio da ferramenta proposta por Kaplan et al. (2016). Nessa ferramenta, calculou-se três diferentes variáveis para o desconto temporal: proporção de escolhas LDR<sup>2</sup>, Overall K<sup>3</sup> e Overall LnK<sup>4</sup>.

Na elasticidade de demanda, as variáveis foram relacionadas a três coeficientes de elasticidade, com medida entre dois padrões por vez: coeficiente de demanda 1 (preço-consumo típico e dobrado); coeficiente de demanda 2 (preço-consumo dobrado e triplicado); e coeficiente de demanda 3 (preço-consumo típico e triplicado). Esses coeficientes foram calculados a partir do Método do Ponto Médio para elasticidade (Khan Academy, 2024):

$$\text{Porcentagem de variação no consumo (quantidade)} = \frac{Q_2 - Q_1}{(Q_2 + Q_1)/2} \times 100$$

$$\text{Porcentagem de variação no preço} = \frac{P_2 - P_1}{(P_2 + P_1)/2} \times 100$$

$$\text{Elasticidade preço-demanda} = \frac{\text{Porcentagem de variação no consumo (quantidade)}}{\text{Porcentagem de variação no preço}}$$

No qual Q é a quantidade de curtidas indicadas e P é o preço a ser pago. Iniciou-se pelo cálculo da porcentagem de variação no consumo e no preço. Na sequência, calculou-se a elasticidade preço-demanda pela divisão entre essas duas medidas de porcentagem de variação. Além disso, também foram analisadas as medidas de Q0 (e.g.,

<sup>2</sup> 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.

<sup>3</sup> Valor geral de k para todos os participantes.

<sup>4</sup> Logaritmo natural do valor geral de k. São úteis para resolver equações nas quais a incógnita aparece como o expoente de alguma outra quantidade.

Quantidade consumida quando o preço é zero) e do PMax (i.e., Preço máximo para uma unidade).

As dimensões do uso do Instagram foram mensuradas por meio das variáveis de (1) tempo de uso diário, (2) média de curtidas por postagem e (3) escore total da EBAI. Os dados dessa última variável foram separados em nível de dependência baixo, médio e alto.

Inicialmente, com todos os participantes, calculou-se as médias (M), mediana (Md) e desvios-padrão (DP) das variáveis de desconto, de elasticidade e do uso do Instagram. Na sequência, a distribuição dessas variáveis foi avaliada pelos testes de normalidade Kolmogorov-Smirnov e Shapiro-Wilk. Como a distribuição da maioria das variáveis se revelou significativamente diferente de uma distribuição normal (Shapiro Wilk), mesmo em um logaritmo natural, isso sinalizou a necessidade de utilizar o teste de Kendall para analisar as correlações não-paramétricas entre as variáveis.

Como os dados do questionário de elasticidade apresentaram dados faltantes, dividiu-se os participantes em dois grupos: com (PMax > 0) e sem elasticidade (PMax = 0), com comparação dos dados em cada nível da EBAI. No grupo sem elasticidade (n = 41; PMax = 0), calculou-se as correlações não-paramétricas de Kendall para todas as variáveis e os testes de normalidades, exceto para as variáveis de elasticidade. Nesse grupo, a transformação logarítmica tornou quase todas as variáveis com distribuição normal, o que permitiu a inclusão de uma análise de variância paramétrica (Anova) seguida do teste de post hoc Tukey (HSD). No grupo com elasticidade (n = 24; PMax > 0), consideraram-se as variáveis da elasticidade, com verificação da tendência dos coeficientes de elasticidades em cada nível da EBAI, além das correlações não-paramétricas de Kendall.

### Análises descritivas

As médias e desvios padrão das variáveis do estudo são apresentadas na Tabela 3. Os participantes exibiram maior média e mediana da proporção de escolhas LDR para dinheiro ( $M = ,428$ ;  $Md = ,444$ ;  $DP = ,233$ ) em comparação com curtidas ( $M = ,393$ ;  $Md = ,333$ ;  $DP = ,295$ ). Os coeficientes de elasticidade 1 ( $M = ,982$ ;  $Md = 1,000$ ;  $DP = ,402$ ), 2 ( $M = ,8762$ ;  $Md = ,600$ ;  $DP = ,459$ ) e 3 ( $M = ,973$ ;  $Md = 1,000$ ;  $DP = ,420$ ) variaram em um intervalo semelhante. Os participantes relataram, em média, uso do Instagram por 79 min diariamente ( $Md = 67$ ;  $DP = 60,807$ ), acesso de 116 curtidas ( $Md = 80$ ;  $DP = 248,711$ ) e pontuação de 16 no EBAI (adicção moderada;  $Md = 15$ ;  $DP = 7,005$ ).

### Tabela 3

#### *Estatística Descritiva para Principais Variáveis*

Variável	Média (M)	Mediana (Md)	Desvio padrão (DP)	Shapiro-Wilk ( $p$ ) $\alpha = 0,05$	Kolmogorov-Smirnov
Proporção LDR (Dinheiro)	,428	,444	,233	,062	,200*
Proporção LDR (Curtidas)	,393	,333	,295	,001	,082
Coefficiente de elasticidade 1	,982	1,000	,402	,000	,000
Coefficiente de elasticidade 2	,876	,600	,459	,001	,001
Coefficiente de elasticidade 3	,973	1,000	,420	,001	,040
PMax	81,707	,000	619,700	,000	,000
Q0	33093,153	150,000	1,740	,000	,000
Tempo de uso diário (min)	79,861	67,000	60,807	,000	,024
Média de Curtidas	116,692	80,000	248,711	,000	,000
Score do EBAI	16,076	15,000	7,005	,006	,030

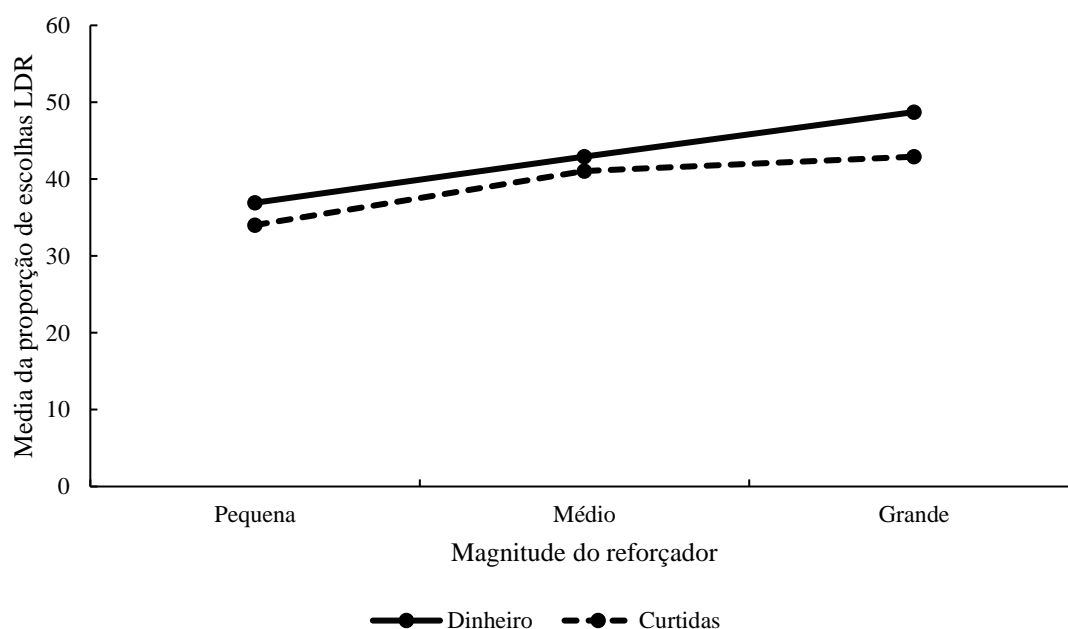
Nota. \* $p < 0.05$ , \*\* $p < 0.01$  e \*\*\* $p < 0.001$ .

A distribuição de todas as variáveis se revelou significativamente diferente de uma distribuição normal (Kolmogorov-Smirnov e Shapiro Wilk), exceto Desconto temporal do dinheiro (Proporção LDR;  $D(g) = 0,093$ ,  $p = 0,200^*$ ;  $W(g) = 0,965$ ,  $p = 0,062$ ) e LogN do Tempo de Uso ( $D(g) = 0,096$ ,  $p = 0,200^*$ ;  $W(g) = 0,966$ ,  $p = 0,074$ ). O resultado foi replicado mesmo com a transformação em logaritmo natural das variáveis. Isso indicou a necessidade de adotar testes não-paramétricos.

No geral, todos os participantes apresentaram um efeito de magnitude tanto para dinheiro quanto para curtidas, ou seja, o desconto temporal diminuiu conforme a magnitude do reforçador aumentou. A Figura 2 apresenta a média das proporções de LDR em função de três níveis de magnitudes para dinheiro e curtida: pequena (R\$ 25, R\$ 30, R\$ 35), média (R\$ 50, R\$ 55 e R\$ 60) e grande (R\$ 75, R\$ 80 e R\$ 85). Houve, ligeiramente, maior desconto temporal nas escolhas de LDR por curtidas.

**Figura 2**

*Média Das Proporções De LDR Para Magnitude Do Reforçador*



### Correlações não-paramétricas

A Tabela 4 (Apêndice 5) apresenta as correlações não-paramétricas de Kendall<sup>5</sup> entre as principais variáveis do estudo.

As diferentes medidas para o desconto temporal da RU (i.e., dinheiro) apresentaram correlações significativas e altas entre si, em relação às medidas de

<sup>5</sup> Cohen (1992) sugere os seguintes tamanhos de efeito:  $\tau \Rightarrow 0,10$  (correlação fraca);  $\tau \Rightarrow 0,30$  (correlação moderada); e  $\tau \Rightarrow 0,50$  (correlação forte).

Proporção LDR ( $\tau(63) = .95, p < .01$ ), Overall K ( $\tau(63) = .95, p < .01$ ) e Overall LnK ( $\tau(63) = .99, p < .01$ ). Esses resultados também ocorreram com os RIs (i.e., curtidas) em relação às medidas de Proporção LDR ( $\tau(63) = .96, p < .01$ ), Overall K ( $\tau(63) = .96, p < .01$ ) e Overall LnK ( $\tau(63) = 1.00, p < .01$ ). Também foram observadas correlações significativas e positivas entre as diferentes medidas de desconto para dinheiro e curtidas ( $\tau(63)$ , variando de .30 a .29,  $p < .01$ ). Ainda houve maior correlação significativa e positiva entre uma medida de uso do Instagram (i.e., média de curtidas) e uma medida de demanda (i.e., Q0;  $\tau(63) = .45, p < .01$ ), em comparação com a correlação entre a média de curtidas e a proporção LDR (dinheiro;  $\tau(63) = .26, p < .01$ ) e proporção LDR (curtidas;  $\tau(63) = .24, p < .01$ ).

Os três coeficientes de elasticidade mostraram correlações com valores significantes apenas entre si, sobretudo do coeficiente 3 com o 1 ( $\tau(22) = .60, p < .01$ ) e o 2 ( $\tau(22) = .56, p < .01$ ). Não houve correlação desses coeficientes com nenhuma outra variável. O Q0 apresentou correlação significativa e negativa apenas com o desconto para curtidas (Overall K;  $\tau(22) = -.22, p < .05$ ), com correlação positiva entre o Q0 e desconto para curtida (proporção LDR;  $\tau(22) = .22, p < .05$ ). A correlação entre Q0 e a média de curtidas se mostrou significativa e positiva ( $\tau(22) = .45, p < .01$ ).

A correlação entre o escore total do EBAI e o tempo de uso também apresentou relação positiva e significativa ( $\tau(63) = .35, p < .01$ ). Entre as dimensões da intensidade de uso da mídia social (i.e., média de curtidas, EBAI, tempo de uso), houve correlação significativa e positiva apenas entre a média de curtidas com uma medida de desconto para dinheiro (Proporção LDR:  $\tau(63) = .26, p < .01$ ) e com uma medidas de desconto para curtidas (Proporção LDR das curtidas ( $\tau(63) = .24, p < .01$ ). As medidas das taxas de descontos do dinheiro e da curtida não apresentaram relação positiva e significativa com o tempo de uso diário e os escores do EBAI.

Os resultados de elasticidade apresentaram valores faltantes, o que dificulta a inclusão nas análises para todos os participantes. Dessa forma, dividiu-se os participantes em dois grupos: com ( $P_{Max} > 0$ ) e sem elasticidade ( $P_{Max} = 0$ ).

### **Análise sem Elasticidade ( $P_{Max} = 0$ )**

Verificou-se que 63,1% ( $n = 41$ ) dos participantes não pagariam nada para obter curtidas ( $P_{Max} = 0$ ). Nessa amostra, identificaram-se correlações não paramétricas similares àquelas obtidas com toda a amostra, conforme a Tabela 5. Houve correlação significativa e positiva entre o Q0 e outras três variáveis: média de curtidas ( $\tau(39) = .42$ ,  $p < .01$ ), Escore da EBAI ( $\tau(39) = .25$ ,  $p < .05$ ) e a Proporção LDR (Curtidas;  $\tau(39) = .24$ ,  $p < .05$ ); entre o tempo de uso diário e o Escore da EBAI ( $\tau(39) = .40$ ,  $p < .01$ ); entre a média de curtidas e a Proporção LDR (Dinheiro;  $\tau(39) = .27$ ,  $p < .05$ ) e a Proporção LDR (Curtidas;  $\tau(39) = .37$ ,  $p < .05$ ); e entre a Proporção LDR (Dinheiro) e a Proporção LDR (Curtidas;  $\tau(39) = .26$ ,  $p < .05$ ).

### **Tabela 5**

*Correlações ( $\tau$ ) Entre As Principais Variáveis no Grupo  $P_{Max} = 0$*

<b>Variável</b>	<b>1</b>	<b>2</b>	<b>3</b>	<b>4</b>	<b>5</b>	<b>6</b>
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	-,071	,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 curtidas, indicado na Tabela 6.

**Tabela 6***Testes de Normalidades das Variáveis Transformadas em Logarítmica*

VARIÁVEL	NÍVEL DA EBAI	Kolmogorov-Smirnov			Shapiro-Wilk		
		Statistic	df	Sig.	Statistic	df	Sig.
LogN Q0	1	,155	7	,200*	,963	7	,847
	2	,177	13	,200*	,955	13	,668
	3	,318	14	,000	,744	14	,001
LogN Proporção LDR (Dinheiro)	1	,238	9	,150	,907	9	,294
	2	,189	14	,191	,906	14	,138
	3	,197	16	,096	,935	16	,288
LogN Proporção LDR (curtidas)	1	,233	9	,174	,868	9	,116
	2	,216	15	,058	,890	15	,068
	3	,305	15	,001	,797	15	,003
LogN EscoreEBAI	1	,204	9	,200*	,869	9	,119
	2	,160	16	,200*	,929	16	,235
	3	,131	16	,200*	,916	16	,148
LogN Curtidas	1	,231	8	,200*	,909	8	,347
	2	,160	14	,200*	,936	14	,374
	3	,142	14	,200*	,917	14	,197
LogN Tempo de Uso	1	,166	9	,200*	,929	9	,471
	2	,111	16	,200*	,986	16	,994
	3	,137	16	,200*	,909	16	,110

*Nota.* Se Sig > 0,05 (Kolmogorov-Smirnov e Shapiro-Wilk), então a distribuição de dados não diferem estatisticamente de uma distribuição normal.

Isso permitiu a inserção de uma ANOVA, por meio do teste de post hoc Tukey (HSD), em função dos níveis de dependência da EBAI. Os resultados do teste post-hoc indicaram diferenças significativas entre os níveis de dependência do EBAI apenas para duas variáveis analisadas. Para a variável LogN Q0, foi observada uma diferença significativa entre os níveis 1 e 3 (Diferença = -2,50,  $p < .05$ ) e entre os níveis 2 e 3 (Diferença = -1,88,  $p < .05$ ). Não houve diferença significativa entre os níveis 1 e 2. Com a variável LogN Tempo de Uso, houve diferenças significativas entre os níveis 1 e 2 (Diferença = 1,25,  $p < .05$ ) e entre os níveis 1 e 3 (Diferença = 1,46,  $p < .01$ ). Não foi identificada diferença significativa entre os níveis 2 e 3. Em suma, identificou-se maior valor de LogN Q0 para o nível 3 do que para o nível 1 da EBAI. Somado a isso,

também verificou-se maior valor do LogN Tempo de Uso para os níveis 2 e 3 da EBAI quando comparados com o 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 deste estudo foi verificar se a intensidade de uso de mídias sociais está relacionada ao aumento nas taxas de desconto temporal por RU e RI e à diminuição da elasticidade de demanda por RI. Em geral, houve maior proporção de escolhas LDR para dinheiro em comparação com curtidas, o que indica maior desconto temporal para RIs. Também apresentaram demanda inelástica (e.g., menor elasticidade de demanda entre os diferentes coeficientes) e maior intensidade de demanda no maior nível de dependência da EBAI. Os dados ainda indicaram efeitos de traço e magnitude para RU e RI, compatível com adições já estabelecidas. Por fim, houve a correlação entre a média de curtidas e ambas as taxas de desconto temporal (i.e., RU e RI), o que indica que medidas diretas e recentes podem ter maior sensibilidade às medidas de desconto.

Os participantes relataram, em média, uso diário do Instagram por 79 min e nível moderado de dependência do Instagram. Esse resultado é compatível com Robayo-Pinzon et al. (2023), no qual 40% dos participantes utilizam mídias sociais entre 1-2 h por dia, porém incompatível com o uso por 253 min diariamente de smartphone em Robayo-Pinzon et al. (2021). Esses números são maiores que a média de uso do



Instagram por dia no Brasil (30 min; Datareportal, 2023). Apesar disso, ainda não há recomendações específicas para limite de tempo do uso de tecnologia por adultos.

A análise descritiva indicou, ligeiramente, menor proporção de escolhas LDR para as RI (curtidas), em comparação com os RU (dinheiro). Apesar dessa diferença não ter se mostrado significativa, essa maior taxa de desconto temporal para RI é compatível com as consequências de outros estudos, como em curtidas (Schulz van Endert & Mohr, 2022), tempo de uso de mídia social (Robayo-Pinzon et al., 2023) e responder mensagens de texto (Foreman et al., 2019; Hayashi, 2023; Hayashi et al., 2018; Hayashi, Friedel, et al., 2019a; Hayashi & Blessington, 2021). Também segue o padrão de maior desconto temporal de RIs em relação a RUs relacionadas a marcas de celular, tablet e TV (Oliveira-Castro & Marques, 2017). Caso sejam encontradas diferenças significantes em pesquisa futuras, ao contrário deste trabalho, será possível evidenciar que o maior desconto de reforços não monetários incluiria reforços não consumíveis (e.g., curtidas) além dos consumíveis encontrados na literatura (e.g., comida, etc.). Exceto os indivíduos que trabalham e recebem recursos financeiros diretamente pelo uso da internet, os RIs podem apresentar maior controle sobre o uso de tecnologias, levando em consideração as variáveis sociais desse ambiente (Busch & McCarthy, 2021; Foxall & Sigurdsson, 2011).

Os resultados do desconto para curtidas e dinheiro indicam confiabilidade dos dados na medida em que replicaram e foram compatíveis com fenômenos bem estabelecidos na literatura empírica, a saber, os efeitos de magnitude (Thaler, 1981) e de traço (Odum, 2011; Odum et al., 2020). Em primeiro lugar, os dados de todos os participantes exibiram efeito de magnitude ao apresentarem aumento da proporção de escolhas LDR tanto para curtidas quanto para dinheiro, em função da magnitude do reforçador (Figura 2). Isso é compatível com os resultados de Schulz van Endert &

Mohr (2022), que apresentaram esses resultados com seguidores e curtidas no Instagram. Também é coerente com Robayo-Pinzon et al. (2023), que indicaram preferência por reforçadores monetários de maior magnitude conforme o tempo de acesso à mídia social aumentava. Em segundo lugar, os resultados indicaram efeito de traço ao apresentarem diferenças individuais nas taxas de desconto relativamente estáveis entre condições, o que foi constatado com base nas correlações positivas e significantes entre as taxas individuais de desconto para diferentes reforçadores (curtidas e dinheiro; Tabela 4; Odum, 2011; Odum et al., 2020). Isso é compatível com Schulz van Endert & Mohr (2022), que encontrou este resultado com curtidas, seguidores e dinheiro no contexto do Instagram. Esses dois efeitos são comuns em diversos tipos de adicções, como apostar (Alessi & Petry, 2003; Dixon et al., 2006) e obesidade (Rasmussen et al., 2010; Weller et al., 2008).

Os coeficientes de elasticidade apresentaram resultados semelhantes, menores que de 1, o que indicam demanda inelástica, com baixa alteração de resposta quando há mudança no preço. Esse resultado é compatível com indicação de baixa elasticidade de demanda na TPR (Bickel, Johnson, et al., 2014), como ocorre no envio de mensagens de texto (Hayashi, 2023) e com escolhas monetárias e em diferentes países no contexto do uso de tecnologias (Acuff et al., 2018, 2022). No grupo com elasticidade ( $P_{Max} > 0$ ), a correlação significativa e negativa entre o  $P_{Max}$  e coeficiente de elasticidade 3 é consistente com a literatura, pois espera-se maior elasticidade para participantes com menor preço máximo (Bickel, Jarmolowicz, et al., 2011). No grupo sem elasticidade ( $P_{Max} = 0$ ), houve maior intensidade de demanda (valor de  $\text{LogN } Q_0$ ) para o nível 3 (alta adicção) da EBAI do que para baixa. Isso é coerente com outros estudos da TPR que indicam maior demanda entre os indivíduos com maior intensidade de uso de tecnologia (Acuff et al., 2018, 2022; Hayashi, 2023).

Os coeficientes de elasticidade apresentaram correlação apenas entre si e não se relacionaram com nenhuma outra variável (Tabela 4). Isso é incompatível com a TPR, já que indica a correlação entre desconto e demanda (Acuff et al., 2018, 2022; Bickel, Jarmolowicz, et al., 2011; Bickel, Johnson, et al., 2014; Bickel & Marsch, 2001; Hayashi, 2023). Houve também correlação significativa entre o Q0 e o desconto para curtidas, mas com sinal contrário à TPR, o que indica correlação positiva entre a proporção de escolhas LDR para curtidas e o Q0 (MacKillop et al., 2010). Ou seja, os participantes tendem a apresentar respostas autocontroladas quanto maior for a disponibilidade gratuita da consequência. Esse resultado pode ter sido influenciado pelo procedimento de mensuração da elasticidade, diferente de outros estudos típicos da área (e.g., Acuff et al., 2022; Hayashi, 2023; Hayashi, Friedel, et al., 2019a). Houve também correlação significativa positiva entre o Q0 e a média de curtidas, o que sugere menor elasticidade de demanda com maior magnitude do reforço disponível (entre indivíduos), o que é replicado em outros estudos (Acuff et al., 2018, 2020, 2022; Hayashi, 2023). Essa correlação entre a média de curtidas e o Q0 também foi maior em comparação com as medidas de desconto para dinheiro e curtidas (i.e., proporção LDR), semelhante à aplicação da TPR ao uso excessivo de SMS no contexto da sala de aula (Hayashi, 2023).

A medida de elasticidade utilizada neste estudo talvez tenha enviesado a indicação do  $P_{Max} = 0$ . Ou seja, é possível que a curtida, ou a compra delas, tenham exercido função de S-delta (Catania, 1999), o que indica que esse estímulo no questionário tem correlação com não reforço ou extinção na história de reforçamento individual dos participantes. Estudos futuros podem resolver esta questão com três possibilidades. Em primeiro lugar, é possível, antes da coleta de dados do questionário de elasticidade, realizar uma avaliação de preferência sobre possíveis consequências no

contexto do Instagram (e.g., curtidas, comentários, compartilhamentos, seguidores). Em segundo lugar, também é possível realizar uma ancoragem da quantidade de curtidas em função de diferentes rótulos de pessoas famosas ou influenciadoras digitais (e.g., “(2) Qual o valor em reais que você pagaria para comprar a quantidade média de curtidas do seu influenciador digital favorito no Instagram?”). Em terceiro lugar, aumentar a possibilidade que a consequência seja reforçadora pode ser feito pela inserção de rótulos sobre uma pessoa com histórico de reforçador positivo quem produzirá a curtida: “Qual o valor em reais que você pagaria para comprar uma curtida do seu familiar/amigo/par romântico?”. Por fim, ainda deve-se considerar que as consequências podem se tornar reforçadores em função do tipo de mídia social predominante em cada geração de usuários. Por exemplo, mais da metade dos millenials (i.e., nascidos entre 1983 e 2000) usam YouTube (92%), Facebook (75%) e Instagram (59%), enquanto mais de 50% da Geração Z (i.e., nascidos entre 2001 e 2009) usa YouTube (93%), Instagram (78%), Facebook (67%), Snapchat (65%) e TikTok (62%) (MSSmedia, 2024).

Em relação ao padrão de uso do Instagram, houve correlação significativa e positiva das medidas de desconto do dinheiro e curtidas (maior proporção de LDR) apenas com a média de curtidas, e não com o escore da EBAI e as horas utilizadas. Porém, a média de curtidas, que sinaliza o padrão de uso da semana anterior, demonstrou relação positiva e significativa com o Escore da EBAI, que indica o padrão do ano anterior. Em geral, isso sinaliza que o comportamento imediatamente passado pode ter maior utilidade na mensuração direta de um padrão de uso excessivo em comparação com o questionário de autorrelato, o que facilita a descrição dos seus determinantes ambientes (Sidman, 1960; Skinner, 1981). A relação entre as taxas de desconto e a média de curtidas replica o padrão tipicamente observado entre o desconto temporal e a frequência de comportamentos considerados adictivos (Amlung et al.,

2017; MacKillop et al., 2011). Esse resultado ainda replica o resultado de Schulz van Endert & Mohr (2022), que também encontraram relação apenas com a quantidade média de curtidas, e não entre as taxas de desconto com medidas de autocontrole e tempo de uso de tela. Também replica os dados de Robayo-Pinzon et al. (2021), que não identificaram relação do tempo de smartphone e aplicativos em geral com escolhas intertemporais, porém demonstrou relação positiva entre a dependência via autorrelato e escolhas impulsivas. Ainda é compatível com o resultado de Redner & Hirst (2021), que também encontraram correlação entre desconto temporal com dinheiro e tempo de uso.

Isso sugere que os padrões de uso de tecnologia (e.g., escore da EBAI, horas de uso, curtidas) podem variar conforme a ferramenta digital em vigor (e.g., jogo, mídia social, internet, smartphone). O uso frequente, natural e generalizado das mídias sociais nas atividades diárias pode diminuir as respostas de autorrelato que indicam consumo excessivo ou indicação fidedigna da quantidade de horas utilizadas (Buono et al., 2017), o que pode tornar essas medidas insensíveis. Apesar disso, a correlação significativa e positiva entre o Escore da EBAI (questionário de autorrelato) e o tempo de uso no presente estudo também ocorreram em outras pesquisas, como no contexto do uso de telas (Robayo-Pinzon et al., 2023), do uso de smartphone e de aplicativos específicos (e.g., WhatsApp e Facebook) (Robayo-Pinzon et al., 2021), bem como os comportamentos adictivos de apostar (Butler et al., 2018), consumir álcool (Correia & Little, 2006) e jogar videogame (Bassett et al., 2020; Buono et al., 2017).

No grupo sem elasticidade ( $P_{Max} = 0$ ), houve menor tempo de uso (LogN) para baixa adicção do que para moderada e alta na EBAI, enquanto no grupo geral houve correlação positiva e significativa. Isso indica que os escore da EBAI podem estar relacionados positivamente ao tempo de uso, apesar de que o EBAI abordar padrões do

ano anterior, enquanto o tempo de uso remete à semana anterior. Ou seja, houve maior desconto para curtidas em comparação com dinheiro, mas não é possível estabelecer essa relação com as variáveis que mensuram o padrão de uso de mídias sociais neste estudo. Esse resultado é compatível com a amostra de estudantes universitários deste estudo que, provavelmente, usam o Instagram apenas para fins sociais e pessoais, sem qualquer finalidade comercial e financeira.

Essa inconsistência na relação entre diferentes padrões do uso de tecnologias (Barnes et al., 2019) sugere que os possíveis padrões comportamentais de adicção em tecnologia podem não estar relacionados a um aplicativo em particular, porém ao uso conjunto de aplicativos e ferramentas (e.g., aplicativos, jogos) como um todo que afetariam a dependência relatada pelos usuários (Robayo-Pinzon et al., 2021). Assim como as contingências sociais podem ser consideradas reforçadores condicionados generalizados (Skinner, 1953/2003), as contingências envolvidas no uso de tecnologia também podem permitir o acesso a outros reforçadores. Em vez do contato visual, expressão faciais e da aproximação física, típicos das interações sociais presenciais (Vollmer & Hackenberg, 2001), o acesso a curtidas, comentários, compartilhamentos e o tempo de uso da tecnologia em geral podem favorecer o contato com novos reforçadores (Hassan & Kyonka, 2021; Kyonka, 2021). Por exemplo, a própria origem dos computadores planejava que fossem máquinas de uso geral e com múltiplas funções (Isaacson, 2014). Diante disso, uma das hipóteses que descreve o uso excessivo do smartphone é que essa variável permite acesso a diferentes conteúdos, pessoas, contextos e ferramentas (e.g., banco, ligação, vídeo, áudio, jogos; Hassan & Kyonka, 2021). Ou seja, o uso de tecnologias pode ser um reforçador condicionado generalizado que, diante de múltiplas operações motivadoras em vigor (Skinner, 1953/2003), os comportamentos que o produzem podem manter-se em alta frequência e estarem sob

controle de diferentes contextos específicos, o que é necessário particularizar durante a investigação do uso excessivos de tecnologias. Entretanto, essa hipótese ainda precisa ser verificada empiricamente, o que foge do escopo deste estudo.

Em relação à hipótese principal, apenas uma dimensão do uso do Instagram (i.e., média de curtidas) esteve diretamente relacionado ao aumento das taxas de desconto por RU e RI e à diminuição da elasticidade de demanda. Uma possível interpretação para essas constatações pode se basear na característica do uso geral do Instagram, o qual fornece acesso a outros diferentes reforçadores. Assim, um padrão adictivo de uso do Instagram pode estar relacionado não necessariamente ao relato de dependência (que pode estar enviesado) ou a tempos maiores de uso (que pode ser feita com funções laborais ou escolares), mas, sim, a uma topografia em que o indivíduo produz conteúdos (e.g., postagens, stories) ativa, direta e frequentemente, com produção de possíveis curtidas em seus conteúdos digitais. Ou seja, nesta amostra, é possível que o questionário do EBAI não tenha sido sensível o suficiente para captar padrões prejudiciais (i.e., disfuncionais) de uso, em função da sua utilização frequente. Os participantes talvez sejam usuários mais (ativos) passivos, que apresentam maior padrão de visualizar conteúdos de outros, em vez de usuários mais ativos, que usam frequentemente a rede social para produzir postagens. Os presentes resultados indicam, possivelmente, que o uso do Instagram pode estar inserida entre a sequência de (4) consumo compulsivo e (5) adicção (Foxall, 2016). Esse padrão pode ter relação com a presença massiva de tecnologias digitais no cotidiano, com a marcação tênue entre os limites entre uso excessivo e adicção, que pode resultar ou não em um padrão de adicção (Normand et al., 2022).

A variação desses padrões de uso é compatível com a noção de continuum no comportamento de consumir (Foxall, 2016, 2024), entre usuários passivos e ativos com

diferente níveis de uso da mídia social. Estudos futuros podem verificar se há diferenças individuais nas medidas de demanda e desconto entre usuários passivos e ativos, com baixo ou alto intensidade de uso. Por um lado, usuários ativos em mídias sociais apresentam maior propensão a dependência de internet, já que apresentam maior frequência de buscar recursos interativos, salas de conversação, status social e envolvimento na comunidade (Chen et al., 2001; Schaedel & Clement, 2010). Por outro lado, usuários passivos são a maioria dos consumidores de internet e apresentam menor prejuízo nos contextos acadêmicos e laborais (Anand et al., 2015).

Na análise do comportamento adictivo do BPM, indica-se a presença de baixo nível de RI (i.e., maior desconto temporal) e alto nível de RU (i.e., menor desconto temporal; Foxall, 2016). Isso é compatível com dependências químicas (e.g., álcool, cocaína, crack, cigarro) e comportamentais (e.g., jogo patológico) já consolidadas, já que há manutenção do padrão sob controle de SSR a despeito dos prejuízos sociais atrasados (Bickel, Jarmolowicz, et al., 2011; Foxall & Sigurdsson, 2011; World Health Organization, 2024). Nesses casos, o componente social não é uma variável relevante na determinação do comportamento. Entretanto, no caso de possíveis quadros de dependência de tecnologias (e.g., UPMS; Robayo-Pinzon et al., 2023; Schulz van Endert & Mohr, 2022), bem como nos dados deste trabalho, ocorreu o inverso do BPM: maior desconto para as RI, em comparação com RU. Ou seja, além desse padrão nas dependências químicas e comportamentais, este trabalho sugere que outro padrão de RI e RU ocorra em adições comportamentais relacionadas à tecnologia, o que pode indicar um quadro de possível “dependência social”.

Este estudo também objetivou verificar se as medidas de desconto e demanda podem ser marcadores comportamentais da adicção em Instagram. Um marcador comportamental é um padrão que indica a possibilidade e diferencia a chance de um



indivíduo estar suscetível a uma condição clínica (Duka et al., 2011; Leung et al., 1996). Apesar da relação entre as taxas de desconto e as curtidas, o desconto não se relacionou com outros padrões de uso (i.e., questionário, tempo de uso); embora houve demandas inelásticas e a relação positiva e significativa entre Q0 e curtidas, os coeficientes de elasticidades também não apresentaram relação com outros padrões de outros. Ou seja, os resultados não permitem concluir que as taxas de desconto dos RU e RI e a medida de elasticidades de demanda no uso do Instagram podem ser marcadores comportamentais com base na amostra investigada. Apesar disso, os resultados se aproximaram a outras adições, como cigarro, álcool, cocaína, jogos de azar, comida (Bickel et al., 2019, 2021; Bickel, Johnson, et al., 2014; Bickel, Koffarnus, et al., 2014). O resultado de que as medidas de desconto e demanda no uso do Instagram não se apresentaram como marcador comportamental de adicção pode estar relacionada ao tamanho pequeno da amostra e ao próprio padrão do público universitário. Apesar de que estudantes universitários serem particularmente vulneráveis à dependência de internet em relação ao fácil acesso à internet e às questões desenvolvimentais da transição para a vida adulta (Kandell, 1998), a prevalência de dependência varia significativamente, com estudos mostrando taxas de 8,9% a 40% dependendo do critério utilizado para definir a dependência (Joseph et al., 2021; Tang et al., 2018).

Este estudo apresentou algumas limitações, que apontam para novos tópicos de pesquisa. Em primeiro lugar, amostra foi restrita a estudantes universitários adultos sem relação comercial com o uso de internet. Alguns participantes apresentaram padrões de uso que impediram a coleta de dados esperada (e.g., valores zerados nas medidas de demandas). Estudos futuros podem ampliar a população em diferentes faixas etárias ou níveis de ensino, inserir grupos de pessoas que fazem e não fazem uso financeiro do Instagram, aumentar a quantidade de participantes com um critério mínimo de uso (e.g.,

todas as respostas diferentes de zero) e inserir regras para diferenciar entre usuários ativos e passivos. Em segundo lugar, utilizou-se medidas de autorrelato (e.g., EBAl, tempo de uso, questionários de demanda e desconto), o que podem ter enviesado os dados. Apesar da EBAl ser específico no contexto do Instagram, esse instrumento ainda não tem um padrão normativo sobre os diferentes níveis de dependência, o que pode limitar as conclusões sobre a adição específica ao uso do Instagram. Investigações posteriores podem priorizar medidas diretas do uso do Instagram, com coleta de dados direta no aplicativo dos participantes, utilizar questionários de dependência com padrões normativos e outras medidas direta sobre atividades alternativas e de bem-estar (e.g., Acuff et al., 2018). Em terceiro lugar, empregou-se cenários e consequências hipotéticos (e.g., curtidas e dinheiro). Outras investigações podem desenvolver ferramentas de coletas de dados que simulam direta e completamente o ambiente do Instagram, com a possibilidade de acesso a consequência reais. Em quarto lugar, foi utilizada apenas uma consequência informativa (i.e., curtida) do contexto do Instagram, o que pode limitar as conclusões neste contexto, já que há diferentes outros estímulos nessa mídia social. Trabalhos subsequentes podem ampliar a variedade de consequências do Instagram (e.g., comentários, seguidores, compartilhamentos, visualizações, mensagens privadas, reações aos story, salvamento de posts). Em quinto lugar, o estudo não empregou uma medida de elasticidade de demanda exclusiva para consequência utilitária (e.g., compra de smartphones e/computadores, divulgação de produtos, atendimento ao cliente), a fim de comparar prioritariamente esta medida apenas para a consequência informativa, como em outros estudos (Acuff et al., 2018, 2020). Outras investigações podem manter medidas específicas de demandas para as consequências utilitárias e informativas de modo a verificar alguma diferença individual entre ambas. Por fim, futuros estudos podem manipular o tempo de uso do Instagram a fim de identificar um limiar

dependência relacionado aos questionários de dependência e às medidas de desconto e demanda em adultos. Isso pode gerar uma recomendação de uso máximo e normativo do Instagram por dia para os adultos, como já existe apenas para o público infantil (Sociedade Brasileira de Pediatria, 2018). Por fim, futuros estudos no contexto de mídias sociais devem considerar e, se possível, manipular, as regras existentes nos algoritmos computacionais em cada plataforma. É possível que o acesso a determinados conteúdos seja produzido não pelo comportamento do usuário, mas por outras variáveis existentes na estrutura da plataforma (e.g., publicidade direcionada; Fisher, 2023).

Este estudo contribuiu para a compreensão do uso do Instagram enquanto um fenômeno comportamental complexo, com destaque para a relevância das medidas diretas e recentes na avaliação dos padrões de uso em uma mídia social específica. Os resultados apontaram que a média de curtidas, enquanto indicador de uso mais ativo, apresenta maior relação com taxas de desconto temporal e elasticidade de demanda do que medidas autorrelatadas ou de tempo total de uso, indicando que padrões passivos e ativos de utilização podem diferir significativamente no impacto sobre comportamentos de escolha e controle. A constatação de que o Instagram, mesmo usado predominantemente de forma passiva, apresenta padrões comportamentais semelhantes a outras formas de adicção, como substâncias e jogos de azar, reforça a necessidade de investigações futuras para discriminar níveis funcionais e disfuncionais de uso. Além disso, a replicação de fenômenos clássicos da literatura (i.e., efeitos de magnitude e traço; maior taxa de desconto e inelasticidade de demanda na TPR) consolida a validade empírica das medidas de desconto e demanda utilizadas, embora a ausência de correlações significativas entre estas e outros padrões de uso, como o tempo total, sugira limitações metodológicas e aponta para direções de aprimoramento em estudos subsequentes. Assim, a pesquisa abre caminho para uma análise mais refinada das

características comportamentais do uso do Instagram, considerando tanto a passividade quanto a atividade de interação, e para o desenvolvimento de recomendações específicas sobre limites saudáveis de uso dessa mídia social em diferentes contextos e populações.

## Referências

- Acuff, S. F., Amlung, M., Dennhardt, A. A., MacKillop, J., & Murphy, J. G. (2020). Experimental manipulations of behavioral economic demand for addictive commodities: a meta-analysis. *Addiction, 115*(5), 817–831. <https://doi.org/10.1111/add.14865>
- 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](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.
- Amlung, M., Vedelago, L., Acker, J., Balodis, I., & MacKillop, J. (2017). Steep delay discounting and addictive behavior: a meta-analysis of continuous associations. *Addiction, 112*(1), 51–62. <https://doi.org/10.1111/add.13535>
- 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>

- Anokhin, A. P., Golosheykin, S., Grant, J. D., & Heath, A. C. (2011). Heritability of Delay Discounting in Adolescence: A Longitudinal Twin Study. *Behavior Genetics, 41*(2), 175–183. <https://doi.org/10.1007/s10519-010-9384-7>
- 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>
- Bassett, D. T., Irons, J. G., Schultz, N. R., & Correia, C. J. (2020). Initial validation of the Multiple-Choice procedure for measuring video game playing. *Addiction Research & Theory, 28*(4), 314–320. <https://doi.org/10.1080/16066359.2019.1650350>
- Beck, R. C., & Triplett, M. F. (2009). Test–retest reliability of a group-administered paper–pencil measure of delay discounting. *Experimental and Clinical Psychopharmacology, 17*(5), 345–355. <https://doi.org/10.1037/a0017078>
- 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. (2014). 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. (2014). 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>
- Bickel, W. K., & Marsch, L. A. (2001). Toward a behavioral economic understanding of drug dependence: delay discounting processes. *Addiction*, *96*(1), 73–86. <https://doi.org/https://doi.org/10.1046/j.1360-0443.2001.961736.x>
- Bickel, W. K., Yi, R., Landes, R. D., Hill, P. F., & Baxter, C. (2011). Remember the

- Future: Working Memory Training Decreases Delay Discounting Among Stimulant Addicts. *Biological Psychiatry*, 69(3), 260–265.  
<https://doi.org/10.1016/j.biopsych.2010.08.017>
- 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>
- Brown, J. M., & Stein, J. S. (2022). Putting prospecting into practice: Methodological considerations in the use of episodic future thinking to reduce delay discounting and maladaptive health behaviors. *Frontiers in Public Health*, 10(1), 1–16.  
<https://doi.org/10.3389/fpubh.2022.1020171>
- Buono, F. D., Sprong, M. E., Lloyd, D. P., Cutter, C. J., Printz, D. M. B., Sullivan, R. M., & Moore, B. A. (2017). Delay Discounting of Video Game Players: Comparison of Time Duration Among Gamers. *Cyberpsychology, Behavior, and Social Networking*, 20(2), 104–108. <https://doi.org/10.1089/cyber.2016.0451>
- 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>
- Butler, L. H., Irons, J. G., Bassett, D. T., & Correia, C. J. (2018). Using the Multiple-Choice Procedure to Measure the Relative Reinforcing Efficacy of Gambling:



- Initial Validity Evidence Among College Students. *Journal of Gambling Studies*, 34(2), 513–520. <https://doi.org/10.1007/s10899-017-9716-0>
- Catania, A. C. (1999). *Aprendizagem: comportamento, linguagem e cognição* (D. G. Souza (trans.); 4th ed.). Artmed. Publicado originalmente em 1998.
- Charlton, S. R., & Fantino, E. (2008). Commodity specific rates of temporal discounting: Does metabolic function underlie differences in rates of discounting? *Behavioural Processes*, 77(3), 334–342. <https://doi.org/10.1016/j.beproc.2007.08.002>
- 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>
- 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>
- Cohen, J. (1992). Statistical Power Analysis. *Current Directions in Psychological Science*, 1(3), 98–101. <https://doi.org/10.1111/1467-8721.ep10768783>
- Correia, C. J., & Little, C. (2006). Use of a multiple-choice procedure with college student drinkers. *Psychology of Addictive Behaviors*, 20(4), 445–452. <https://doi.org/10.1037/0893-164X.20.4.445>
- 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>

Dixon, M. R., Jacobs, E. A., & Sanders, S. (2006). Contextual control of delay discounting by pathological gamblers. *Journal of Applied Behavior Analysis*, 39(4), 413–422. <https://doi.org/10.1901/jaba.2006.173-05>

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>

Ferraro, F. R., & Weatherly, J. N. (2016). Texting Dependence, iPod Dependence, and Delay Discounting. *The American Journal of Psychology*, 129(2), 161–168. <https://doi.org/10.5406/amerjpsyc.129.2.0161>

Fisher, M. (2023). *A máquina do caos: Como as redes sociais reprogramaram nossa mente e nosso mundo*. Todavia.

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>
- Green, L., & Myerson, J. (2004). A Discounting Framework for Choice With Delayed

and Probabilistic Rewards. *Psychological Bulletin*, 130(5), 769–792.

<https://doi.org/10.1037/0033-2909.130.5.769>

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>

Hauksdóttir, S., Sveinbjörnsdóttir, B., & Steingrimsdóttir, H. S. (2024). The effects of goal setting, notification alerts, and sharing results with peers on smartphone usage. *Behavioral Interventions*, 39(4), 1–13. <https://doi.org/10.1002/bin.2050>

Hayashi, Y. (2023). Problematic mobile phone use as impulsive choice: Development and empirical verification of a reinforcer-pathology model. *Journal of the Experimental Analysis of Behavior*, 1–12. <https://doi.org/10.1002/jeab.900>

Hayashi, Y., & Blessington, G. P. (2018). A behavioral economic analysis of media multitasking: Delay discounting as an underlying process of texting in the classroom. *Computers in Human Behavior*, 86, 245–255.

<https://doi.org/10.1016/j.chb.2018.04.049>

Hayashi, Y., & Blessington, G. P. (2021). Excessive Valuation of Social Interaction in Text-Message Dependency: A Behavioral Economic Demand Analysis. *The Psychological Record*, 71(2), 237–245. [https://doi.org/10.1007/s40732-020-00418-](https://doi.org/10.1007/s40732-020-00418-x)

x

Hayashi, Y., Fessler, H. J., Friedel, J. E., Foreman, A. M., & Wirth, O. (2018). The roles of delay and probability discounting in texting while driving: Toward the development of a translational scientific program. *Journal of the Experimental Analysis of Behavior*, 110(2), 229–242. <https://doi.org/10.1002/jeab.460>

- Hayashi, Y., Foreman, A. M., Friedel, J. E., & Wirth, O. (2019). Threat appeals reduce impulsive decision making associated with texting while driving: A behavioral economic approach. *PLOS ONE*, *14*(3), e0213453.  
<https://doi.org/10.1371/journal.pone.0213453>
- Hayashi, Y., Friedel, J. E., Foreman, A. M., & Wirth, O. (2019a). A Behavioral Economic Analysis of Demand for Texting while Driving. *The Psychological Record*, *69*(2), 225–237. <https://doi.org/10.1007/s40732-019-00341-w>
- Hayashi, Y., Friedel, J. E., Foreman, A. M., & Wirth, O. (2019b). A cluster analysis of text message users based on their demand for text messaging: A behavioral economic approach. *Journal of the Experimental Analysis of Behavior*, *112*(3), 273–289. <https://doi.org/10.1002/jeab.554>
- Hayashi, Y., Miller, K., Foreman, A. M., & Wirth, O. (2016). A behavioral economic analysis of texting while driving: Delay discounting processes. *Accident Analysis & Prevention*, *97*(1), 132–140. <https://doi.org/10.1016/j.aap.2016.08.028>
- 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>
- Horr, J. A. M., & Campos, C. (2024). Effects of a Technology-Based Self-Management Intervention on Social Media Use in a College Student. *Behavior Analysis in Practice*, 1–8. <https://doi.org/10.1007/s40617-024-00977-3>
- 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>
- 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>
- Johnson, M. W., Bickel, W. K., Baker, F., Moore, B. A., Badger, G. J., & Budney, A. J. (2010). Delay discounting in current and former marijuana-dependent individuals. *Experimental and Clinical Psychopharmacology*, 18(1), 99–107. <https://doi.org/10.1037/a0018333>
- Jones, B. A., & Rachlin, H. (2006). Social Discounting. *Psychological Science*, 17(4), 283–286. <https://doi.org/10.1111/j.1467-9280.2006.01699.x>
- 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>
- Khan Academy. (2024). *Elasticidade-preço da demanda e elasticidade-preço da oferta*. <https://pt.khanacademy.org/economics-finance-domain/microeconomics/elasticity-tutorial/price-elasticity-tutorial/a/price-elasticity-of-demand-and-price-elasticity-of-supply-cnx>
- 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>
- 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>
- Lan, Y., Ding, J.-E., Li, W., Li, J., Zhang, Y., Liu, M., & Fu, H. (2018). A pilot study of a group mindfulness-based cognitive-behavioral intervention for smartphone addiction among university students. *Journal of Behavioral Addictions, 7*(4), 1171–1176. <https://doi.org/10.1556/2006.7.2018.103>
- 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](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>
- Li, H. (2021). Imagining the Future: Future Imagination Training Decreases Delay Discounting Among Internet Addicts and Non-Problematic Users. *Frontiers in Psychology, 12*(1), 1–10. <https://doi.org/10.3389/fpsyg.2021.731708>
- 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). Introduction. In G. J. Madden & W. K. Bickel (Eds.), *Impulsivity: The behavioral and neurological science of discounting* (pp. 3–8). American Psychological Association.
- Mazur, J. E. (1987). An adjusting procedure for studying delayed reinforcement. In M. L. Commons, J. E. Mazur, J. A. Nevin, & H. Rachlin (Eds.), *The effect of delay and of intervening events on reinforcement value* (pp. 55–73). Lawrence Erlbaum Associates, Inc.
- Mobile Time. (2021). *Mensageria no Brasil Fevereiro de 2021*. <https://www.mobilettime.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>

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>

O'Donnell, S., & Epstein, L. H. (2019). Smartphones are more reinforcing than food for students. *Addictive Behaviors*, 90(1), 124–133.

<https://doi.org/10.1016/j.addbeh.2018.10.018>

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>
- Oliveira-Castro, J. M., & Marques, R. S. (2017). Temporal Discounting and Marketing Variables: Effects of Product Prices and Brand Informational Reinforcement. *The Behavior Analyst*, *40*(2), 475–492. <https://doi.org/10.1007/s40614-017-0109-6>
- Radu, P. T., Yi, R., Bickel, W. K., Gross, J. J., & McClure, S. M. (2011). A mechanism for reducing delay discounting by altering temporal attention. *Journal of the Experimental Analysis of Behavior*, *96*(3), 363–385. <https://doi.org/10.1901/jeab.2011.96-363>
- 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., Becirevic, A., Roma, P. G., & Hursh, S. R. (2016). Toward quantifying the abuse liability of ultraviolet tanning: A behavioral economic approach to tanning addiction. *Journal of the Experimental Analysis of Behavior*, *106*(1), 93–106. <https://doi.org/10.1002/jeab.216>
- 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>
- Rumpf, H.-J., Effertz, T., & Montag, C. (2022). The cost burden of problematic internet usage. *Current Opinion in Behavioral Sciences, 44*(1), 101107. <https://doi.org/10.1016/j.cobeha.2022.101107>
- 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>
- Schram, A. P. G., & Dymond, S. (2021). Using Goal Setting with Praise and Antecedent Intervention to Decrease Smartphone-based Social Media Usage. *Norsk Tidsskrift for Atferdsanalyse, 48*(1), 265–278. <https://nta.atferd.no/getFile.ashx?IdFile=2112>
- 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).
- Smith, C. L., & Hantula, D. A. (2008). Methodological considerations in the study of delay discounting in intertemporal choice: A comparison of tasks and modes. *Behavior Research Methods*, *40*(4), 940–953. <https://doi.org/10.3758/BRM.40.4.940>
- Snider, S. E., LaConte, S. M., & Bickel, W. K. (2016). Episodic Future Thinking: Expansion of the Temporal Window in Individuals with Alcohol Dependence. *Alcoholism: Clinical and Experimental Research*, *40*(7), 1558–1566. <https://doi.org/10.1111/acer.13112>
- Snider, S. E., Turner, J. K., McClure, S. M., & Bickel, W. K. (2021). Reinforcer pathology in cocaine use disorder: Temporal window determines cocaine valuation. *Drug and Alcohol Dependence*, *225*(1), 108795. <https://doi.org/10.1016/j.drugalcdep.2021.108795>
- 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/>
- Sofis, M. J., Lemley, S. M., Lee, D. C., & Budney, A. J. (2020). A web-based episodic specificity and future thinking session modulates delay discounting in cannabis

users. *Psychology of Addictive Behaviors*, 34(4), 532–540.

<https://doi.org/10.1037/adb0000557>

Stanley, T. B., Correia, C. J., & Irons, J. G. (2022). Contingency management for smartphone and social media use: a feasibility study. *Addiction Research & Theory*, 30(5), 323–329. <https://doi.org/10.1080/16066359.2022.2038140>

Statista. (2024). *Social media usage in Brazil - Statistics & Facts*.

<https://www.statista.com/topics/6949/social-media-usage-in-brazil/#topicOverview>

Stein, J. S., Tegge, A. N., Turner, J. K., & Bickel, W. K. (2018). Episodic future thinking reduces delay discounting and cigarette demand: an investigation of the good-subject effect. *Journal of Behavioral Medicine*, 41(2), 269–276.

<https://doi.org/10.1007/s10865-017-9908-1>

Stinson, L., & Dallery, J. (2023). Reducing problematic social media use via a package intervention. *Journal of Applied Behavior Analysis*, 56(2), 323–335.

<https://doi.org/10.1002/jaba.975>

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](https://doi.org/10.1016/0165-1765(81)90067-7)

- Toyama, M., & Hayashi, Y. (2023). Personality and media multitasking in the college classroom: Context-dependent implications of conscientiousness and agreeableness. *Current Psychology, 42*(6), 4391–4399.  
<https://doi.org/10.1007/s12144-021-01793-6>
- Van Dijck, J., Poell, T., & De Waal, M. (2018). *The platform society: Public values in a connective world*. Oxford University Press.
- Vollmer, T. R., & Hackenberg, T. D. (2001). Reinforcement contingencies and social reinforcement: some reciprocal relations between basic and applied research. *Journal of Applied Behavior Analysis, 34*(2), 241–253.  
<https://doi.org/10.1901/jaba.2001.34-241>
- 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>
- Weller, R. E., Cook, E. W., Avsar, K. B., & Cox, J. E. (2008). Obese women show greater delay discounting than healthy-weight women. *Appetite, 51*(3), 563–569.  
<https://doi.org/10.1016/j.appet.2008.04.010>
- Williams-Buttari, D., Deshais, M. A., Reeve, K. F., & Reeve, S. A. (2023). A Preliminary Evaluation of the Effects of a Contingency Management + Deposit Contract Intervention on Problematic Smartphone Use With College Students. *Behavior Modification, 47*(2), 476–503.  
<https://doi.org/10.1177/01454455221113561>
- World Health Organization. (2022). *ICD-11 - International Classification of Diseases 11th Revision*. <https://icd.who.int/en>

World Health Organization. (2024). *Impulse control disorders*.

<https://icd.who.int/browse/2024-01/mms/en#826065555>

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>

## **Apêndice 1: Termo de Consentimento Livre e Esclarecido (TCLE)**

Você está sendo convidado a participar de uma pesquisa sobre os padrões do uso de mídias sociais, de responsabilidade de Samuel de Araujo Fonseca, estudante de mestrado do Programa de Pós-Graduação em Ciências do Comportamento da Universidade de Brasília, sob orientação do Prof. Dr. Jorge Mendes de Oliveira Castro Neto. O objetivo desta pesquisa é verificar se a intensidade de uso de mídias sociais está relacionada à impulsividade ou ao autocontrole por meio de diferentes medidas comportamentais. Assim, gostaria de consultá-lo/a sobre seu interesse e disponibilidade de cooperar com a pesquisa. O tempo médio da pesquisa é 15 minutos.

O público-alvo da pesquisa são estudantes da graduação e pós-graduação (de qualquer universidade), entre 18 e 59 anos, que utilizam a mídia social Instagram. Não participe caso tenha pesquisas ou conhecimento aprofundado na área de Economia Comportamental, bem como as noções autocontrole e impulsividade na perspectiva da Análise do Comportamento; e/ou (2) rotina de trabalho diretamente envolvido com o Instagram ou remuneração direta com produção de conteúdo digital no Instagram.

Você receberá todos os esclarecimentos necessários antes, durante e após a finalização da pesquisa, e lhe asseguro que o seu nome não será divulgado, sendo mantido o mais rigoroso sigilo mediante a omissão total de informações que permitam identificá-lo/a. Os dados provenientes de sua participação na pesquisa, tais como questionários e entrevistas ficarão sob a guarda do/da pesquisador/a responsável pela pesquisa.

A coleta de dados será realizada por meio da aplicação de questionários virtuais sobre seu padrão de uso da mídia social “Instagram”. É para estes procedimentos que você está sendo convidado a participar. Sua participação na pesquisa pode implicar em riscos, tais como: possíveis dúvidas sobre o procedimento da pesquisa e vazamento de dados durante sua participação nos jogos, mas não são identificáveis nenhum perigo para sua integridade física e/ou psicológica. Estes riscos serão minimizados com as seguintes estratégias: caso haja alguma dúvida sobre o procedimento durante as sessões, o experimentador, sob as instruções do orientador, prestará total assistência para resolver as questões; em relação ao possível vazamento de dados, as respostas nos questionários serão restritas ao seu próprio experimentador, você não será identificado pelo seu nome original.

Espera-se que com esta pesquisa você auxilie na produção de dados empíricos que investiguem padrões de impulsividade e autocontrole relacionados ao uso de mídias sociais, no qual poderá subsidiar tecnologias comportamentais e políticas públicas de intervenção.

Sua participação é voluntária e livre de qualquer remuneração ou benefício. Você é livre para recusar-se a participar, retirar seu consentimento ou interromper sua participação a qualquer momento. A recusa em participar não irá acarretar qualquer penalidade ou perda de benefícios.

Se você tiver qualquer dúvida em relação à pesquisa, você pode entrar em contato com Samuel de Araujo Fonseca (estudante de mestrado) através do telefone (89) 999257478 ou pelos e-mails [eusamuelaf@gmail.com](mailto:eusamuelaf@gmail.com) ou [fonseca.samuel@aluno.unb.br](mailto:fonseca.samuel@aluno.unb.br) ou com Jorge Mendes de Oliveira Castro Neto (orientador) por meio do e-mail [jorgeoliveiracastro@gmail.com](mailto:jorgeoliveiracastro@gmail.com).



A equipe de pesquisa garante que os resultados do estudo serão devolvidos aos participantes por meio do e-mail informado no questionário, podendo ser publicados posteriormente na comunidade científica.

Este projeto foi revisado e aprovado pelo Comitê de Ética em Pesquisa em Ciências Humanas e Sociais (CEP/CHS) da Universidade de Brasília, sob o CAAE nº 81455724.3.0000.5540. As informações com relação à assinatura do TCLE ou aos direitos do participante da pesquisa podem ser obtidas por meio do e-mail do CEP/CHS: [cep\\_chs@unb.br](mailto:cep_chs@unb.br) ou pelo telefone: (61) 3107 1592

**Apêndice 2: Questionário MCQ original (dinheiro; Kirby & Maraković, 1996)****Iniciais do nome:****E-mail para contato:****Data de nascimento:****Selecione se o ano de nascimento é par ou ímpar: ( ) Par ( ) Ímpar****Questionário de escolha monetária (MCQ para consequência utilitária)****Para cada uma das próximas 27 opções, indique qual recompensa você prefere: a recompensa menor hoje ou a recompensa maior no número especificado de dias.**

1. Você prefere R\$ 54 hoje ou R\$ 55 daqui a 117 dias?
2. Você prefere R\$ 55 hoje ou R\$ 75 daqui a 61 dias?
3. Você prefere R\$ 19 hoje ou R\$ 25 daqui a 53 dias?
4. Você prefere R\$ 31 hoje ou R\$ 85 daqui a 7 dias?
5. Você prefere R\$ 14 hoje ou R\$ 25 daqui a 19 dias?
6. Você prefere R\$ 47 hoje ou R\$ 50 daqui a 160 dias?
7. Você prefere R\$ 15 hoje ou R\$ 35 daqui a 13 dias?
8. Você prefere R\$ 25 hoje ou R\$ 60 daqui a 14 dias?
9. Você prefere R\$ 78 hoje ou R\$ 80 daqui a 162 dias?
10. Você prefere R\$ 40 hoje ou R\$ 55 daqui a 62 dias?
11. Você prefere R\$ 11 hoje ou R\$ 30 daqui a 7 dias?
12. Você prefere R\$ 67 hoje ou R\$ 75 daqui a 119 dias?
13. Você prefere R\$ 34 hoje ou R\$ 35 daqui a 186 dias?
14. Você prefere R\$ 27 hoje ou R\$ 50 daqui a 21 dias?
15. Você prefere R\$ 69 hoje ou R\$ 85 daqui a 91 dias?
16. Você prefere R\$ 49 hoje ou R\$ 60 daqui a 89 dias?
17. Você prefere R\$ 80 hoje ou R\$ 85 daqui a 157 dias?
18. Você prefere R\$ 24 hoje ou R\$ 35 daqui a 29 dias?
19. Você prefere R\$ 33 hoje ou R\$ 80 daqui a 14 dias?
20. Você prefere R\$ 28 hoje ou R\$ 30 daqui a 179 dias?
21. Você prefere R\$ 34 hoje ou R\$ 50 daqui a 30 dias?
22. Você prefere R\$ 25 hoje ou R\$ 30 daqui a 80 dias?
23. Você prefere R\$ 41 hoje ou R\$ 75 daqui a 20 dias?
24. Você prefere R\$ 54 hoje ou R\$ 60 daqui a 111 dias?
25. Você prefere R\$ 54 hoje ou R\$ 80 daqui a 30 dias?
26. Você prefere R\$ 22 hoje ou R\$ 25 daqui a 136 dias?
27. Você prefere R\$ 20 hoje ou R\$ 55 daqui a 7 dias?

### **Apêndice 3: Questionário MCQ (curtidas) – Adaptado de Kirby & Maraković (1996) e Schulz van Endert & Mohr (2022)**

**Questionário de escolha (curtidas adicionais no instagram: MCQ para consequência informativa)**

**Para cada uma das próximas 27 opções, indique qual recompensa você prefere: curtidas adicionais menores hoje ou a curtidas adicionais maiores no número especificado de dias.**

1. Você prefere 54 curtidas adicionais hoje ou 55 curtidas adicionais daqui a 117 dias?
2. Você prefere 55 curtidas adicionais hoje ou 75 curtidas adicionais em 61 dias?
3. Você prefere 19 curtidas adicionais hoje ou 25 curtidas adicionais em 53 dias?
4. Você prefere 31 curtidas adicionais hoje ou 85 curtidas adicionais em 7 dias?
5. Você prefere 14 curtidas adicionais hoje ou 25 curtidas adicionais em 19 dias?
6. Você prefere 47 curtidas adicionais hoje ou 50 curtidas adicionais daqui a 160 dias?
7. Você prefere 15 curtidas adicionais hoje ou 35 curtidas adicionais em 13 dias?
8. Você prefere 25 curtidas adicionais hoje ou 60 curtidas adicionais em 14 dias?
9. Você prefere 78 curtidas adicionais hoje ou 80 curtidas adicionais daqui a 162 dias?
10. Você prefere 40 curtidas adicionais hoje ou 55 curtidas adicionais daqui a 62 dias?
11. Você prefere 11 curtidas adicionais hoje ou 30 curtidas adicionais em 7 dias?
12. Você prefere 67 curtidas adicionais hoje ou 75 curtidas adicionais daqui a 119 dias?
13. Você prefere 34 curtidas adicionais hoje ou 35 curtidas adicionais daqui a 186 dias?
14. Você prefere 27 curtidas adicionais hoje ou 50 curtidas adicionais em 21 dias?
15. Você prefere 69 curtidas adicionais hoje ou 85 curtidas adicionais em 91 dias?
16. Você prefere 49 curtidas adicionais hoje ou 60 curtidas adicionais em 89 dias?
17. Você prefere 80 curtidas adicionais hoje ou 85 curtidas adicionais daqui a 157 dias?
18. Você prefere 24 curtidas adicionais hoje ou 35 curtidas adicionais em 29 dias?
19. Você prefere 33 curtidas adicionais hoje ou 80 curtidas adicionais em 14 dias?
20. Você prefere 28 curtidas adicionais hoje ou 30 curtidas adicionais daqui a 179 dias?
21. Você prefere 34 curtidas adicionais hoje ou 50 curtidas adicionais em 30 dias?
22. Você prefere 25 curtidas adicionais hoje ou 30 curtidas adicionais daqui a 80 dias?
23. Você prefere 41 curtidas adicionais hoje ou 75 curtidas adicionais daqui a 20 dias?
24. Você prefere 54 curtidas adicionais hoje ou 60 curtidas adicionais em 111 dias?
25. Você prefere 54 curtidas adicionais hoje ou 80 curtidas adicionais em 30 dias?
26. Você prefere 22 curtidas adicionais hoje ou 25 curtidas adicionais daqui a 136 dias?
27. Você prefere 20 curtidas adicionais hoje ou 55 curtidas adicionais daqui a 7 dias?

#### Apêndice 4: Questionário do EBAI (adaptado de Monteiro et al., 2020)

Instruções: *Abaixo você encontrará algumas perguntas sobre seu relacionamento e uso do Instagram. Usando a escala de resposta a seguir, escolha a alternativa que melhor descreve você.*

Muito Raramente	Raramente	Às Vezes	Frequentemente	Muito Frequentemente	
1	2	3	4	5	
<b>Quantas vezes, durante o último ano você...</b>					
...passou muito tempo pensando sobre Instagram ou planejando o uso do Instagram?	1	2	3	4	5
...sentiu um desejo cada vez maior de usar o Instagram?	1	2	3	4	5
...usou o Instagram para esquecer problemas pessoais?	1	2	3	4	5
...tentou reduzir o uso do Instagram sem sucesso?	1	2	3	4	5
...ficou inquieto ou perturbado se você tiver sido proibido de usar Instagram?	1	2	3	4	5
...usou tanto o Instagram que teve um impacto negativo em seu trabalho/estudos?	1	2	3	4	5
<b>Quantidade média de horas ao usar o Instagram na última semana</b>	_____				

### Apêndice 5: Correlações ( $\tau$ ) Entre As Principais Variáveis

**Tabela 4**

*Correlações ( $\tau$ ) 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 \*\*\* $p < 0.001$ .