

媒介心理学研究中的数字痕迹收集技术

杨雄健

西南大学心理学部, 重庆

收稿日期: 2025年2月20日; 录用日期: 2025年3月20日; 发布日期: 2025年3月31日

摘要

随着数字媒介的普及, 人们的日常生活日益“媒介化”, 媒介使用对个体心理的影响成为研究热点。然而, 传统研究方法依赖自我报告, 主观性强, 难以捕捉复杂的数字体验。本文探讨数字痕迹收集技术在媒介心理学研究中的应用, 分析其优势与局限性。数字痕迹, 即用户使用数字媒介时留下的活动记录, 为客观评估个体数字体验提供新视角。本文介绍了三种主要的数字痕迹收集技术: API、数据捐赠和屏幕追踪, 并分析了其在获取用户内容消费、使用动机、时间尺度和情境信息方面的具体应用。然而, 该技术也存在局限性, 例如难以应用于专业化设备、无法全面呈现现实生活细节, 以及受限于被试群体的数字素养。未来研究应关注开发更高效的数据采集和分析技术、构建多模态数据整合框架, 并探索数字健康干预系统的设计。

关键词

媒介心理学, 数字痕迹, API, 数据捐赠, 屏幕追踪

Digital Trace Collection Techniques in Media Psychology Research

Xiongjian Yang

Faculty of Psychology, Southwest University, Chongqing

Received: Feb. 20th, 2025; accepted: Mar. 20th, 2025; published: Mar. 31st, 2025

Abstract

As digital media becomes ubiquitous, people's daily lives are increasingly "mediatized", making the psychological impact of media usage a focal research topic. However, traditional research methods relying on self-reports exhibit strong subjectivity and struggle to capture complex digital experiences. This paper examines the application of digital trace collection technologies in media psychology research, analyzing their advantages and limitations. Digital traces—activity records left by

users during digital media interactions—provide new perspectives for objectively assessing individual digital experiences. The study introduces three primary digital trace collection techniques: API integration, data donation, and screen tracking, analyzing their specific applications in capturing user content consumption patterns, usage motivations, temporal scales, and contextual information. Nevertheless, limitations persist, including challenges in applying these methods to specialized devices, incomplete representation of real-life details, and constraints imposed by participants' digital literacy levels. Future research should focus on developing more efficient data collection/analysis techniques, constructing multimodal data integration frameworks, and exploring designs for digital health intervention systems.

Keywords

Media Psychology, Data Traces, API, Data Donation, Screen Tracking

Copyright © 2025 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

1. 引言

根据《第 55 次中国互联网络发展状况统计报告》，截止 2024 年 12 月，我国手机网民规模达 11.05 亿人，占全体网民的 99.7%；人均每周上网时长为 28.7 小时(中国互联网络信息中心, 2025)。随着数字化体验的迅速渗透，现代人的日常生活已发生深刻变革，催生了“媒介化”现象(Lundby, 2014)。这一现象标志着社会在心理、社会和文化层面经历了由媒介饱和引发的转型。媒介化意味着现代人的生活不仅仅由现实世界构成，还由屏幕之内的虚拟世界构成，同时也重塑了人们感知外部世界的方式。然而，数字技术作为一把“双刃剑”，为生活带来极大便利的同时，也引发了关于“数字健康”的广泛关注。2013 年，“数字排毒(digital detox)”一词被纳入牛津词典，定义为“个体在一段时间内避免或减少使用智能手机等电子产品，以此来缓解压力或专注于现实世界中的社交联系”(Syvertsen & Enli, 2020)。类似术语如“数字节食(digital diet)”(Andersen et al., 2016)和“不接触媒介(media-free)”(Brown & Kuss, 2020)等，均反映大众对技术与人的关系的重新审视，并暗示数字媒介对用户影响的复杂性。

在学术界，自互联网诞生以来，学者们便开始探讨电子设备使用对个体心理行为的影响，如儿童对电视教育节目内容理解能力模型的研究(Fisch, 2000)以及暴力电子游戏对攻击、共情和亲社会行为的影响(Anderson et al., 2010)。随着智能手机的发展和社交媒体的普及，数字媒介用户更多细微的心理现象得到研究，如错失恐惧(Przybylski et al., 2013)、向上比较(Samra et al., 2022)等。然而，由于技术限制，过往研究在数据获取方面主要依赖观察法和简单的自我报告问卷法，过于依赖个体的主观判断(Parry et al., 2021)。当前，人们使用媒介的数量、渠道和环境较以往更为丰富和复杂。20 年前，不同的媒介如音乐播放器、游戏机、电视机等各司其职；如今，这些独立的媒介活动已在智能手机和笔记本上得到了“整合”(Research GfK, 2017)，且在同一块屏幕上进行多样化的媒介活动又体现出碎片化使用的特点(Yeykelis et al., 2014)。因此，缺乏对用户更精细的数字体验的刻画会使相关的理论建设复杂化(Valkenburg et al., 2021; Wagner et al., 2021)。综上，如何借助在数字媒介留下的痕迹(如浏览器中的 cookie、社交媒体平台日志数据等)在客观的自然环境中评估个体数字体验过程中的思维、感觉和行为过程，成为当今媒介心理学研究的前沿问题。

用户日常使用数字媒介时形成的连续交互数据序列，即数字痕迹(digital traces)可被定义为“通过在

线信息系统进行的活动记录”，因为这些数据往往是在用户使用数字媒介过程中由互联网平台、设备传感器及其他软硬件收集和保留的(Rafaeli et al., 2019)。数字痕迹既可以由用户主动产生(如编辑社交媒体的个人资料)，也可以是无意间留下的(如鼠标移动轨迹等)，具体形式包括但不限于用户产生的文本、音视频内容(如帖子、评论、消息等)；用户主动搜索的内容、算法推荐内容、用户被动接收的内容(如滚动浏览他人的帖子、文章、视频等)以及设备传感器数据(如 GPS、Wi-Fi 信号)。作为一种新型的研究方法，数字痕迹为传统的媒介心理学研究提供了新的视角。互联网技术的普及使更广泛的群体得以留下特定的数字痕迹，研究者也能够将研究扩展到大学生和“WEIRD”群体之外。数字痕迹还可以在个体层面更精细地分析用户与数字媒介的交互方式，即深入到具体浏览的内容上。随着互联网数据平台的大范围搭建以及 AI 大模型的突破，个性化的数字痕迹追踪和分析正逐渐受到媒介心理学研究者的青睐。

2. 数字痕迹收集技术

数字痕迹的收集技术主要包括从公开的互联网平台上获取数据(通过 API 访问、爬虫等)、由用户主动捐赠数字平台上的数据以及通过实时截屏获取用户正在浏览的信息。

2.1. API

API (应用程序接口, Application Programming Interfaces)是一种以平台为中心的数据痕迹收集方法。研究者可通过互联网平台开放的 API, 按照特定的格式批量获取需要的用户数据, 如发帖数、点赞数、关注数、粉丝数等(Murphy, 2017)。平台作为天然的用户数据库, 存储了大量的用户使用痕迹。许多平台都有相应的官方 API 调用文档, 为开发和研究人员提供了获取平台数据的指引。另外, 某些头部的互联网平台(如 X、Facebook 等)拥有海量的用户资源, 研究人员可以通过 API 在这些大体量的平台上一次性获取足够丰富的自然语言数据, 而无需依赖传统的被试样本, 研究的成本也相对更低。例如, Wang 等人在新冠疫情期间收集了来自 Twitter 和微博超过 6.54 亿条带有地理位置标记的社交媒体帖子, 涵盖 100 多个国家和地区, 并利用 BERT 自然语言处理技术对帖子进行情绪分析, 发现新冠病毒爆发导致全球情绪大幅下降, 随后出现非对称性、缓慢的恢复, 且不同国家之间的情绪下降幅度和恢复速度存在很大差异(Wang et al., 2022)。

然而, 使用 API 的权限可能会遇到来自用户和平台的限制。一方面, 用户可以自由地编辑和删除在互联网平台上产生的痕迹。另一方面, 平台通常会限制研究人员通过 API 允许访问的数据范围, 这导致由 API 所收集的数据往往缺乏统一性, 降低了后续研究的可重复性(Davidson et al., 2023)。此外, 互联网平台数据可能包含各种垃圾信息、虚假信息和人工智能生成的内容, 需经过数据清理和筛选后方可作为能够反映用户真实心理现象的有效数据使用。同时, 由 API 获取的数据更多反映内容而非个体上的聚合信息, 将内容与特定个体联系起来可能较为困难, 且考虑到伦理道德方面, 研究人员可能无法获得产生特定内容的个体的知情同意。综上, API 提供了一种便捷、低成本地观察人们数字生活的方法, 同时也受到方法本身的限制。

2.2. 数据捐赠

数据捐赠(data donation)是一种以用户为中心的方法, 指被试主动将存储在个人设备上的数据提交给研究人员。这些数据多为聊天记录、通话记录等非公开的数据。研究人员可以通过使用插件或者通过手动记录在手机上的特定内容来获取此类数据(Ohme et al., 2024)。例如, Brinberg 等人指导 41 对大学情侣使用 Mac 笔记本电脑下载“iMessageAnalyzer”应用程序, 获取其 1~16 个月的、超过 100 万条的聊天短信记录, 以此研究浪漫关系发展过程中沟通行为的变化。研究发现, 参与实验的情侣平均每天发送 150 条短信, 发短信的频率在成为情侣之前会上升, 成为情侣后会下降, 呈倒 U 型曲线。且短信响应的速度和

长度在关系发展过程中无明显的系统性变化(Brinberg et al., 2021b)。

数据捐赠方法能够与传统问卷、访谈等的研究方法相结合,获得有关个体在过去的特定生活事件中的详细数据,且能确保被试得到充分的知情同意,并明确数据使用范围和权限。但该方法也有其局限性。首先,对于需要从平台上请求获取的数据,用户可能不太容易操作,需要研究人员耐心指导;其次,由于数据捐赠依赖用户的主动提供,研究人员可能无法获得足够大的、多样化的样本。另外,与 API 相比,以这种方式收集到的数据往往缺乏结构化,需要研究者进行进一步的整理。因此,数据捐赠方法适用于明确目标群体类型的研究。

2.3. 屏幕追踪

屏幕追踪(screen tracking)与数据捐赠同样是以用户为中心的方法,指通过安装在设备上的特定软件收集用户实时屏幕信息,形成与个体实际行为密切相关的时间序列数据。这些信息能够最大程度反映用户正在浏览的应用程序和内容以及花费的具体时间(Ohme et al., 2024)。与基于自我报告得到的数据(如每周使用手机的时长、每周使用社交软件的时长等)相比,屏幕追踪能揭露更多动态的使用细节。例如,虽然使用同一款社交软件的时长相同,但在社交软件上进行内容创作和仅仅进行内容消费则是两种不同的媒介体验。另外,用户也可能在不同的应用程序上进行相同类型的活动。

斯坦福大学 Bryon Reeves 教授团队开展的“人类屏幕组项目(Human Screenome Project)”是使用屏幕追踪来研究媒介心理的系统尝试(Reeves et al., 2020, 2021)。该项目搭建了一整套端到端的工作流程,用于捕获和分析个体日常生活中的屏幕体验记录,包括软件截屏、提取文本和图像、提取设备服务数据、分析内容、存储和可视化数据、运用搜索引擎和机器学习及统计模型分析等环节。具体而言,参与该项目的被试需要在研究人员的指导下在电子设备(智能手机或笔记本电脑)上安装“Screenomics”软件。在整个实验过程中,当设备处于亮屏状态时,在后台静默运行的“Screenomics”软件定时(如每 5 秒)捕获一次当前时间点的截屏内容,存储在本地设备上,然后按照带宽和设备内存限制对截屏进行加密和压缩,并传输到专门用于存储截屏数据的服务器中(每天传输一到两次),传输完成后会自动删除本地数据。接着,软件会对所有截屏进行图像识别和特征提取,区分出不同的元素,如文本、logo、图像等,主要涉及到的技术有光学字符识别(optical character recognition, OCR)、自然语言处理(如 LIWC)、计算机视觉(如 OpenCV)等。同时,对截屏进行标记也是重要的一个环节,常用的是人工标注(可以通过众包平台如 Amazon Mechanical Turk 等)。近年来,有关截屏数据的自动标注技术也在不断发展(Wang et al., 2021; Baechler et al., 2024)。最后,这些特征和信息被整合到特定的数据库中,以便进行分类、存储、检索和可视化。这些结构化的信息后续可以直接供研究者进行进一步的分析。

屏幕追踪技术使研究人员得以摆脱特定媒介、平台、应用程序的限制,从电脑、手机、平板、电视等各种电子设备,以及即时通讯、网络购物、网络视频等各类应用上获得个体独特的数字体验。屏幕追踪技术获得的原始数据——截屏,包含了从文字、图片到视频(通过截屏可判断是否是视频内容)的多模态信息。同时,这些多模态信息又有着精确的时间戳记录,保留了用户数字体验的先后顺序和持续时间,以便分析诸如快速切换(Yeykelis et al., 2014)等传统方法无法研究的问题。因此,通过屏幕追踪数据,研究人员能够对精细的媒介内容序列和行为进行观察,分析这些行为如何影响和塑造随后的媒介行为。总而言之,屏幕追踪技术既定义了个体屏幕体验的总体结构,也定义了该结构中独特的社会、心理和行为特征和体验相关的个体变量。

由于屏幕追踪技术涉及大量专业的开发知识,研究团队通常由跨学科背景的研究者组成,分别负责软件开发和部署、被试招募、隐私保护说明及数据处理和后续研究。Yee 等人开发的“Screenlife Capture”开源软件降低了开展屏幕追踪实验的门槛(Yee et al., 2023)。同时,研究人员需开发可重复的技术,从屏

幕追踪数据流中提取有意义的变量，以研究特定科学问题。此外，由于截屏数据涉及大量隐私信息和数据安全问题，使用此方法开展实验需要从数据采集工具以及实验安排两方面同时考虑。例如，在开发数据采集工具方面，“Screenlife capture”框架允许被试随时停止屏幕捕获；使用强加密的方式对原始数据进行加密，且密钥分别存放在被试手机端和研究人员电脑端中；所有数据传输和云端存储都经过加密或离线处理；原始截屏不保存在被试手机中，避免被其他应用窃取；数据传输后自动销毁。这些措施从数据产生、传输、存储到销毁各环节都建立了防护，既防止外部攻击也防范了系统内部的漏洞风险(Yee et al., 2023)。此外，在具体的实验开展方面，研究人员应当在实验全程与被试保持紧密联系，充分听取被试感受和意见，允许被试在数据收集完成后自由检查并删除自己的数据，并且给予被试充分的退出实验的自由。在数据分析过程中，与研究目的无关的截屏数据应当被删除。综上，使用屏幕追踪方法采集数据需要遵循严格的隐私协议。

3. 数字痕迹收集技术的理论贡献

数字痕迹收集技术，尤其是屏幕追踪技术，能够获取涵盖媒介使用内容、功能、时间以及情境等方面的信息。下文将阐述数字痕迹收集技术在上述四个维度对媒介心理学相关理论发展的推动作用。

3.1. 内容

过往媒介心理学的理论大都围绕着媒介本身来研究，如电视、电脑、手机等电子设备，或是 Twitter、Facebook、微博等社交媒体平台。然而，用户最终接触到的是承载在这些设备和平台上的各种类型的内容。根据主题划分，有娱乐、时政、健康、金融、生活、社会内容等；根据模态划分，有文本、图像、视频、音频、虚拟现实内容等；根据产生主体，由用户生成的和他人生成的内容等。如果把媒介本身视作瓶子，那么在媒介上消费的内容则是瓶子中的水，后者往往对个体起到更直接的影响。数字痕迹收集技术能够直接访问到用户接触到的内容，不论其分布于何种平台和设备。同时，这些内容往往具备众多可识别的特征。对文本数据，有单词数量、文本移动速度等特征；对图像数据，有图像复杂度、图像移动速度等特征(Brinberg et al., 2021a)。研究人员可以利用这些特征信息，使用机器学习方法对数据进行聚类分析，实现抽象层面上的归纳，从而更精准地刻画媒介内容消费行为。

3.2. 功能

依据使用与满足(use-and-gratifications, U&G)理论，人们使用媒介以满足特定心理需求(Sundar & Limperos, 2013)。人们关注媒介的动机显著影响关注的内容，以及感知、记忆或利用信息的方式。过去研究通常聚焦于笼统的媒介使用目的，如直接询问用户最常使用社交媒体的目的是社交互动、进行信息寻求、还是打发时间，等等。数字痕迹收集技术能够精确揭示特定内容进行加工与不同媒介使用动机之间的关系。Sundar 等人在实验室中精确操纵个体的信息处理动机，要求一组被试抱着了解候选人立场的动机去观看政治信息，另一组被试仅关注候选人的外貌。结果显示，前一组被试更有可能被候选人的观点影响，对自己的观点缺乏自信；后一组被试则因为更加关注候选者的图片而对自己的观点更有信心，表明两组被试处理信息的过程出现差异(Sundar et al., 2003)。在实验室之外的自然环境，对个体使用动机的识别需要依靠传统的主观问卷报告和数字痕迹收集相结合来完成。

3.3. 时间

媒介技术对个体的影响可从不同的时间尺度考量。例如，接触媒介内容引发的心理影响既可以是数秒内的生理唤醒，也可能是数周内形成的条件反应，甚至是数月或数年后使用模式或习惯的改变。早期研究倾向于将媒介使用视为经验积累，侧重长期影响。例如，有研究表明玩更多电子游戏与更强的攻击

性倾向有关,这一发现支持有关规范信念和行为脚本的一般性学习积累如何改变行为倾向的理论(Gentile et al., 2014)。应用于电子游戏的一般性学习模式强调数月或数年的重复接触,同时伴随着情感习惯化(对攻击的脱敏),影响个体人格特征的长期发展。在此基础上,近年来发展的屏幕追踪技术能够让研究人员同时考虑媒介对个体产生的短期影响。屏幕追踪数据的多时间尺度特性为解决理论涉及的时间尺度与数据时间尺度不匹配的问题提供了新途径。例如,传统的成瘾理论强调长时间与成瘾物质的接触。如果技术成瘾与物质成瘾类似,个体在接触相关刺激后的短时间内生理行为反应就会发生改变,多次重复后成为条件反应(Volkow et al., 2016)。屏幕追踪技术为验证此类假设创造了条件。另外,媒介使用可作为情绪管理策略。情绪影响个体的媒介内容消费,个体在不同类型的媒介内容(如新闻、娱乐等)间的切换又会影响情绪体验的平衡(Greenwood & Long, 2009)。Cho 等人利用“人类屏幕组项目”收集的数据,使用 LIWC 工具计算每个截屏中积极和消极词语的比例,发现接触积极内容后更有可能接触消极内容,反之亦然(Cho et al., 2023)。在微观、快速的时间尺度上,信息的感知和解释都可能受到时间上紧挨着的前后信息的影响,体现为启动效应(Hermans et al., 2001)、框架效应(Seo et al., 2010)、首因和近因效应(Murphy et al., 2006)等心理现象上;而在宏观、慢速的时间尺度上,昼夜节律、注意力、人际关系节奏(Cutting et al., 2012)等会在媒介体验中得以体现。

3.4. 情境

特定心理和行为的产生不仅与个体相关,还受到宏观的社会和文化背景因素影响。构成媒介使用情境的线索涵盖人、物体、事件、活动、地点和时间等客观可量化信息,这些线索定义了“who、what、where、when 和 how”五大要素。数字痕迹中的截屏信息、传感器信息(如 GPS)、时间戳、通话记录等都可以成为还原情境的线索。Rauthmann 和 Sherman 对赋予情境心理意义的特征进行了分类,包括责任(是否需要行动)、智力(是否需要深度处理)、逆境(是否存在威胁)、积极性(是否令人愉悦)、消极性(是否令人不悦)、欺骗(是否存在不诚实或表里不一)和社交能力(与他人联系的可能性、可取性或必要性)(Rauthmann & Sherman, 2016)。这些特征当中的每一个都可以改变数字体验对个体的影响。

4. 数字痕迹收集技术的局限性

在大数据和智能计算迅猛发展的当下,数字痕迹收集技术与前沿科技深度融合,已逐渐成为媒介心理学研究的重要方法。然而,该技术也有其固有的局限。首先,由于最常用的电子设备主要为智能手机、电脑、平板等几类设备,数字痕迹收集技术绝大程度是围绕着这些硬件设备发展起来的。然而除此之外还有许多专业化的设备,如驾驶舱、操控台等人机交互界面。针对此类专业化领域中媒介体验对个体产生何种影响,有待后续技术拓展来深入研究。其次,虽然数字生活已经占据了现代人生活的大部分时间,但是“离线”的、脱离屏幕的现实生活的细节却无法仅通过数字痕迹技术全面呈现。目前已有研究将数字痕迹与个体生理数据、人口统计学及人格数据等整合起来,为研究基于屏幕和非屏幕的生活方面之间的相互作用提供了崭新的视角。最后,考虑到数字素养方面,使用数字痕迹收集技术开展实验的被试群体通常为伴随着技术发展而成长起来的年轻人,而在其他群体(如学龄前儿童和老年人)开展此类研究可能遇到困难。

5. 研究展望

数字痕迹收集技术正推动媒介心理研究实现从宏观描述向微观机制的转型。面向学科前沿,未来研究需聚焦以下三个具有可操作性的技术路线。首先,研究人员应积极拥抱 AI 浪潮,在数据采集和分析技术实现进一步突破,如开发基于计算机视觉算法的动态界面捕捉系统,通过卷积神经网络优化屏幕内容实时识别精度,解决传统截屏软件在移动端多窗口切换时的数据丢失问题,同时保证截屏程序兼容性更

强、用户界面更友好；开发基于多模态大模型(如 CLIP 等)的自动化内容标注工具，以提升数据处理的效率和准确性。其次，数字痕迹收集技术在经验采样、日记法等生态效度较高的研究中已展现出独特价值。未来的研究可进一步构建“行为-生理-情境”多模态数据整合框架，除屏幕数据外，使用分布式传感技术实现多源数据融合，如通过可穿戴设备同步采集皮肤电反应、心率变异性等生理指标；利用环境传感器矩阵记录光照强度、空间位置等情景参数。此外，AI 与大健康的结合鼓励研究人员基于数字痕迹收集技术设计个性化的数字健康干预系统，如建立用户数字画像的动态更新机制，结合 LSTM 网络分析数字痕迹的时间序列特征，并开发监测与风控系统对用户的不良行为及时发送提醒。综上，数字痕迹收集技术正在重塑媒介心理学的理论疆域与方法论体系，其持续发展亟需技术应用与人文反思的深度融合，以实现科学性与人文性的有机结合，推动媒介心理研究迈向新的高度。

参考文献

- 中国互联网络信息中心(2025). 第55次中国互联网络发展状况统计报告. <https://www.cnnic.net.cn/>
- Andersen, K., H. de Vreese, C., & Albæk, E. (2016). Measuring Media Diet in a High-Choice Environment—Testing the List-Frequency Technique. *Communication Methods and Measures*, 10, 81-98. <https://doi.org/10.1080/19312458.2016.1150973>
- Anderson, C. A., Shibuya, A., Ihori, N., Swing, E. L., Bushman, B. J., Sakamoto, A. et al. (2010). Violent Video Game Effects on Aggression, Empathy, and Prosocial Behavior in Eastern and Western Countries: A Meta-Analytic Review. *Psychological Bulletin*, 136, 151-173. <https://doi.org/10.1037/a0018251>
- Baechler, G., Sunkara, S., Wang, M., Zubach, F., Mansoor, H., Etter, V. et al. (2024). ScreenAI: A Vision-Language Model for UI and Infographics Understanding. In *Proceedings of the Thirty-Third International Joint Conference on Artificial Intelligence* (pp. 3058-3068). International Joint Conferences on Artificial Intelligence Organization. <https://doi.org/10.24963/ijcai.2024/339>
- Brinberg, M., Ram, N., Yang, X., Cho, M., Sundar, S. S., Robinson, T. N. et al. (2021a). The Idiosyncrasies of Everyday Digital Lives: Using the Human Screenome Project to Study User Behavior on Smartphones. *Computers in Human Behavior*, 114, Article ID: 106570. <https://doi.org/10.1016/j.chb.2020.106570>
- Brinberg, M., Vanderbilt, R. R., Solomon, D. H., Brinberg, D., & Ram, N. (2021b). Using Technology to Unobtrusively Observe Relationship Development. *Journal of Social and Personal Relationships*, 38, 3429-3450. <https://doi.org/10.1177/02654075211028654>
- Brown, L., & Kuss, D. J. (2020). Fear of Missing Out, Mental Wellbeing, and Social Connectedness: A Seven-Day Social Media Abstinence Trial. *International Journal of Environmental Research and Public Health*, 17, Article 4566. <https://doi.org/10.3390/ijerph17124566>
- Cho, M., Reeves, B., Ram, N., & Robinson, T. N. (2023). Balancing Media Selections over Time: Emotional Valence, Informational Content, and Time Intervals of Use. *Heliyon*, 9, e22816. <https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2023.e22816>
- Cutting, J. E., Brunick, K. L., & Candan, A. (2012). Perceiving Event Dynamics and Parsing Hollywood Films. *Journal of Experimental Psychology: Human Perception and Performance*, 38, 1476-1490. <https://doi.org/10.1037/a0027737>
- Davidson, B. I., Wischerath, D., Racek, D., Parry, D. A., Godwin, E., Hinds, J. et al. (2023). Platform-Controlled Social Media Apis Threaten Open Science. *Nature Human Behaviour*, 7, 2054-2057. <https://doi.org/10.1038/s41562-023-01750-2>
- Fisch, S. M. (2000). A Capacity Model of Children's Comprehension of Educational Content on Television. *Media Psychology*, 2, 63-91. https://doi.org/10.1207/s1532785xmep0201_4
- Gentile, D. A., Li, D., Khoo, A., Prot, S., & Anderson, C. A. (2014). Mediators and Moderators of Long-Term Effects of Violent Video Games on Aggressive Behavior. *JAMA Pediatrics*, 168, 450-457. <https://doi.org/10.1001/jamapediatrics.2014.63>
- Greenwood, D. N., & Long, C. R. (2009). Mood Specific Media Use and Emotion Regulation: Patterns and Individual Differences. *Personality and Individual Differences*, 46, 616-621. <https://doi.org/10.1016/j.paid.2009.01.002>
- Hermans, D., De Houwer, J., & Eelen, P. (2001). A Time Course Analysis of the Affective Priming Effect. *Cognition & Emotion*, 15, 143-165. <https://doi.org/10.1080/02699930125768>
- Lundby, K. (2014). *Mediatization of Communication*. De Gruyter Mouton. <https://doi.org/10.1515/9783110272215>
- Murphy, J., Hofacker, C., & Mizerski, R. (2006). Primacy and Recency Effects on Clicking Behavior. *Journal of Computer-Mediated Communication*, 11, 522-535. <https://doi.org/10.1111/j.1083-6101.2006.00025.x>
- Murphy, S. C. (2017). A Hands-On Guide to Conducting Psychological Research on Twitter. *Social Psychological and*

- Personality Science*, 8, 396-412.
- Ohme, J., Araujo, T., Boeschoten, L., Freelon, D., Ram, N., Reeves, B. B. et al. (2024). Digital Trace Data Collection for Social Media Effects Research: Apis, Data Donation, and (Screen) Tracking. *Communication Methods and Measures*, 18, 124-141. <https://doi.org/10.1080/19312458.2023.2181319>
- Parry, D. A., Davidson, B. I., Sewall, C. J. R., Fisher, J. T., Mieczkowski, H., & Quintana, D. S. (2021). A Systematic Review and Meta-Analysis of Discrepancies between Logged and Self-Reported Digital Media Use. *Nature Human Behaviour*, 5, 1535-1547. <https://doi.org/10.1038/s41562-021-01117-5>
- Przybylski, A. K., Murayama, K., DeHaan, C. R., & Gladwell, V. (2013). Motivational, Emotional, and Behavioral Correlates of Fear of Missing Out. *Computers in Human Behavior*, 29, 1841-1848. <https://doi.org/10.1016/j.chb.2013.02.014>
- Rafaeli, A., Ashtar, S., & Altman, D. (2019). Digital Traces: New Data, Resources, and Tools for Psychological-Science Research. *Current Directions in Psychological Science*, 28, 560-566. <https://doi.org/10.1177/0963721419861410>
- Rauthmann, J. F., & Sherman, R. A. (2016). Ultra-brief Measures for the Situational Eight DIAMONDS Domains. *European Journal of Psychological Assessment*, 32, 165-174. <https://doi.org/10.1027/1015-5759/a000245>
- Reeves, B., Ram, N., Robinson, T. N., Cummings, J. J., Giles, C. L., Pan, J. et al. (2021). Screenomics: A Framework to Capture and Analyze Personal Life Experiences and the Ways That Technology Shapes Them. *Human-Computer Interaction*, 36, 150-201. <https://doi.org/10.1080/07370024.2019.1578652>
- Reeves, B., Robinson, T., & Ram, N. (2020). Time for the Human Screenome Project. *Nature*, 577, 314-317. <https://doi.org/10.1038/d41586-020-00032-5>
- Research GfK (2017). *Millennials Account for Nearly Half of US "Cordless" Population*. <http://www.gfk.com/en-us/insights/press-release/millennials-account-for-nearly-half-of-us-cordless-population-gfk-mri/>
- Samra, A., Warburton, W. A., & Collins, A. M. (2022). Social Comparisons: A Potential Mechanism Linking Problematic Social Media Use with Depression. *Journal of Behavioral Addictions*, 11, 607-614. <https://doi.org/10.1556/2006.2022.00023>
- Seo, M., Goldfarb, B., & Barrett, L. F. (2010). Affect and the Framing Effect within Individuals over Time: Risk Taking in a Dynamic Investment Simulation. *Academy of Management Journal*, 53, 411-431. <https://doi.org/10.5465/amj.2010.49389383>
- Sundar, S. S., & Limperos, A. M. (2013). Uses and Grats 2.0: New Gratifications for New Media. *Journal of Broadcasting & Electronic Media*, 57, 504-525. <https://doi.org/10.1080/08838151.2013.845827>
- Sundar, S. S., Kalyanaraman, S., & Brown, J. (2003). Explicating Web Site Interactivity: Impression Formation Effects in Political Campaign Sites. *Communication Research*, 30, 30-59. <https://doi.org/10.1177/0093650202239025>
- Syvertsen, T., & Enli, G. (2020). Digital Detox: Media Resistance and the Promise of Authenticity. *Convergence: The International Journal of Research into New Media Technologies*, 26, 1269-1283. <https://doi.org/10.1177/1354856519847325>
- Valkenburg, P., Beyens, I., Pouwels, J. L., van Driel, I. I., & Keijsers, L. (2021). Social Media Use and Adolescents' Self-Esteem: Heading for a Person-Specific Media Effects Paradigm. *Journal of Communication*, 71, 56-78. <https://doi.org/10.1093/joc/jqaa039>
- Volkow, N. D., Koob, G. F., & McLellan, A. T. (2016). Neurobiologic Advances from the Brain Disease Model of Addiction. *New England Journal of Medicine*, 374, 363-371. <https://doi.org/10.1056/nejmra1511480>
- Wagner, C., Strohmaier, M., Olteanu, A., Kıcıman, E., Contractor, N., & Eliassi-Rad, T. (2021). Measuring Algorithmically Infused Societies. *Nature*, 595, 197-204. <https://doi.org/10.1038/s41586-021-03666-1>
- Wang, B., Li, G., Zhou, X., Chen, Z., Grossman, T., & Li, Y. (2021). Screen2words: Automatic Mobile UI Summarization with Multimodal Learning. In *The 34th Annual ACM Symposium on User Interface Software and Technology* (pp. 498-510). ACM. <https://doi.org/10.1145/3472749.3474765>
- Wang, J., Fan, Y., Palacios, J., Chai, Y., Guetta-Jeanrenaud, N., Obradovich, N. et al. (2022). Global Evidence of Expressed Sentiment Alterations during the COVID-19 Pandemic. *Nature Human Behaviour*, 6, 349-358. <https://doi.org/10.1038/s41562-022-01312-y>
- Yee, A. Z. H., Yu, R., Lim, S. S., Lim, K. H., Dinh, T. T. A., Loh, L. et al. (2023). Screenlife Capture: An Open-Source and User-Friendly Framework for Collecting Screenomes from Android Smartphones. *Behavior Research Methods*, 55, 4068-4085. <https://doi.org/10.3758/s13428-022-02006-z>
- Yeykelis, L., Cummings, J. J., & Reeves, B. (2014). Multitasking on a Single Device: Arousal and the Frequency, Anticipation, and Prediction of Switching between Media Content on a Computer. *Journal of Communication*, 64, 167-192. <https://doi.org/10.1111/jcom.12070>