

# 积极心理学更智能： 机器学习与自发生成数据集的新途径

彭凯平<sup>1,2</sup>，童松<sup>1,2</sup>，吴晟<sup>3</sup>

- (1. 清华大学 心理学系，北京 100083；  
2. 清华大学 国际文化科技研究中心，北京 100083；  
3. 清华大学 深圳国际研究生院，广东 深圳 518055)

**[摘要]** 本文探讨了积极心理学在计算智能快速发展时所面临的具体挑战，分析了机器学习和自发生成数据集在应对这些挑战时的巨大潜力。机器学习可从高维数据中提取与人类认知相关的非线性关系，成为研究人类认知和情感的新途径。自发生成数据集能更真实地反映人类行为和心理过程，为研究者提供高效的研究素材。这些新兴技术为积极心理学提供了全新视角，能更全面地认识人类行为和心理并推动文化差异性研究、理论更新和干预策略评估。未来研究需探索机器学习、自发生成数据集与积极心理学理论的结合，以深入理解人类行为和情感的多样性和复杂性。

**[关键词]** 积极心理学；机器学习；自发生成数据集 (NODS)；计算智能

**[中图分类号]** B 849

**[文献标识码]** A

**[文章编号]** 1001-9162(2024)02-0091-09

**[DOI]** 10.16783/j.cnki.nwnus.2024.02.011

## 一、引言

积极心理学 (Positive Psychology, PP) 以研究人类力量 and 美德等积极心理品质为纲领。自 Seligman 和 Csikszentmihalyi<sup>[1]</sup> 首次提出，积极心理学经过二十多年迅速发展，逐渐成为心理学领域重要分支。在心理学领域，积极心理学的代表人物已经将其建设性的观点融入到主流的心理学研究和讨论中<sup>[2]</sup>，并向人文社会科学、神学、犯罪学、管理学、组织行为学以及医学<sup>[3-5]</sup> 等领域拓展。2019年，Seligman<sup>[6]</sup> 对过去20年积极心理学的发展进行了总结，成果包括发现乐观心态和身体健康之间的关联，实践提升幸福感、减少抑郁的积极干预措施，提出幸福理论，即“WELL-BEING”理论及其在幸福体验上的应用。该时期的积极心理学发展通常被视为“积极心理学的第一次浪潮”，即 PP1.0。这次浪潮挑战了传统问题导向的心理学，而专注于测量、发展人的潜能，拓展我们对心

理健康、幸福和希望的理解。在这一阶段，中国的研究者如苗元江、余嘉元<sup>[7]</sup>，任俊、叶浩生<sup>[8]</sup> 等学者也深入研究了积极心理学的理论和应用。他们通过实证研究探讨了积极心理学的理论框架在中国文化下的适应性，增加了相关理论的深度和广度。

但是，为了区别于主流心理学专注于负性情绪的功能性和复杂性，积极心理学初期出现了对积极情绪和体验的过分强调。此外，可能存在的文化偏见和社会环境因素被忽视<sup>[9]</sup>。近期，积极心理学的新范式 (PP2.0) 对该领域进行了重要修正，以弥补上述不足<sup>[10]</sup>。PP2.0 认识到消极与积极因素在构筑“美好生活”上并存。它强调对幸福的辩证性认识，为传统的积极心理学注入了新动力<sup>[11]</sup>。简言之，PP2.0 提出了一种双向处理方式，不仅关注积极体验，同时深入探讨生活中的矛盾和负面情境，致力于揭示幸福和意义的交织本质<sup>[11]</sup>。PP2.0 采用了一个整体性的视角，结合生活的阴暗面和光

**[收稿日期]** 2023-12-13

**[基金项目]** 清华大学春风基金 (2020Z99CFG013)；国家博士后国际交流计划引进项目 (YJ20210266)

**[第一作者简介]** 彭凯平 (1962—)，男，湖南岳阳人，心理学博士，清华大学教授，博士生导师，从事文化心理学、积极心理学和计算认知科学等研究

明面，突出积极适应和转变过程中的功能性。例如，在心理传记的研究中，PP2.0证实了其在解读个体经历的痛苦与成就的综合视角上的有效性，如杰出人物的生活中往往既有深层次的负面和痛苦，又有深层次的积极和创造性<sup>[11]</sup>。Lomas 等人（2021）表示当代积极心理学应致力于在更宏观的层面理解个体，将个体放置于更广阔的文化和系统背景中，以实现更多元化和跨学科的方法论革新<sup>[12]</sup>。这标志着积极心理学向存在主义和超个人心理学的转向，从而提供了一种更为全面和深入理解人类存在的途径。

然而，当代积极心理学试图纳入多元文化视角和生活复杂性时，挑战随之而来<sup>[13]</sup>。首先，尽管PP2.0试图克服PP1.0的文化中心主义，其对文化差异的深层结构和意义的揭示仍显不足<sup>[14]</sup>。其次，即便PP2.0强调了负面和积极因素相互作用的重要性，但其研究方法主要局限于理论导向的定量分析，并且较少运用定性研究或行为研究，这可能导致对人类情感和行为的理解不足<sup>[15]</sup>。此外，目前积极心理学干预研究通常专注于短期效果，而未充分考虑长期影响和文化因素对干预成功的重要性<sup>[16]</sup>。

利用智能科技赋能传统理论为应对以上挑战提供了新机遇。高度发展的计算机技术是否能够增加积极心理学框架的文化多样性，并深度评估在不同文化和社会背景下干预策略的长期效果与广泛的适用性？为了回答该议题，本文将围绕机器学习和自发行为数据（Naturally Occurred Data-Set, NODS）等现代的信息学工具在积极心理学研究的运用<sup>[17]</sup>进行深入讨论。具体案例将展示这些工具如何开辟认识文化差异性与多样性背景下的心理现象新研究途径<sup>[18]</sup>。这些技术不仅为定性研究带来新视角，也可能开拓新的定量研究途径，从而突破传统统计方法的限制，为深入探索不同文化和社会环境中人类幸福、情绪体验和行为习惯提供了前所未有的可能性。

具体来说，前沿的机器学习算法（如，深度神经网络，Deep Neural Network, DNN）能够自动从真实世界的的数据中识别和提取关键特征，显示出在模式识别<sup>[19]</sup>和概念构建<sup>[20]</sup>方面的潜力。这些算法在高维数据分析时，能够发现原数据与认知或理论层面的关联。高维数据通常包括大量的特征或变量，这些特征或变量可以提供更丰富的信息，有助于更准确地描述和预测现象。在高维数据分析

中，DNN通过非线性映射和自动特征学习，能够更好地捕捉数据的复杂模式和关联，这为心理学研究提供了深刻的洞见。因此，有心理学家称，DNN是在实验室外研究人类认知的另一种途径<sup>[21,22]</sup>。同时，这些算法通过模拟人类的认知过程的信息处理模式，在一定程度上模拟了人类的认知机制，这有助于从新的代理的视角理解心理现象<sup>[23]</sup>。此外，大型语言模型（Large Language Models, LLMs）理解和生成自然语言的能力，为揭示潜在的心理学模式和趋势提供了前所未有的革新<sup>[20]</sup>。

其次，互联网平台丰富多样的自发性数据提供了超越实验室的人类行为及认知的材料<sup>[24]</sup>。Paxton和Griffiths<sup>[25]</sup>提出，互联网平台上的大规模行为数据可以用来创建NODS。由于这些数据捕捉了个体在自然环境中的自发行为，具有真实性和非侵入性，为探究真实世界心理活动提供更具生态效度的基础资料。此方法超越了传统实验室研究，使研究人员在更宽广的文化和地理环境下、更大的样本中，收集和分析人类行为<sup>[18]</sup>。例如，Golder等人通过分析Twitter上的情感表达，发现不同国家的用户在日夜和季节变化时的心情模式存在相似性<sup>[26]</sup>。同样，Park等人通过Spotify上的音乐听众行为，揭示了西方和东亚听众在音乐偏好上的显著差异，这映射了文化差异对人们情绪和偏好的影响<sup>[27]</sup>。分析NODS中个体对日常生活的适应行为及其在跨文化研究的应用对积极心理学至关重要，这不仅可能揭示深层和细微的心理动态，而且为研究提供了多元性和包容性的平台，大大地拓宽对人类行为、认知和情感理解的视角。

因此，本文将系统地回顾积极心理学当前所面临的问题与挑战，旨在以此探讨机器学习和NODS在应对这些挑战时所显现的巨大潜能。通过分析机器学习和NODS在积极心理学的研究案例，本文将展示这些技术在幸福体验、情绪体验和审美体验等心理学关键领域中的独特作用。此外，本文还考察了这些技术在实际应用时所存在的局限和遭遇的挑战，并讨论如何在未来的研究中克服这些问题，以发展更精细和更全面的研究方法。本文意为为积极心理学的研究方法论带来创新，以及为文化多样性下的积极心理学研究策略提供更为深刻的洞见和更广阔的视野。最后，通过整合这些方法工具和积极心理学研究，为积极心理学提供新思路和方法，以及为实践知识和理论做出贡献。

## 二、积极心理学的困境

### （一）文化差异的探讨

受早期发展的影响，积极心理学的主流理论与研究往往基于西方观点和 WEIRD（西方、教育程度高、工业化、富裕和民主）背景<sup>[28]</sup>，并在此基础上进行全球性推广。然而，观点和样本的特殊大大限制了积极心理学本身追求的客观和价值中立性<sup>[1]</sup>。为了更好地追求积极心理学理论的普适性愿景，必须考虑到文化、历史和社会结构对积极心理状态与行为所起的重要作用。跨文化比较和分析显示，集体主义和个人主义文化对心理健康和福祉认知存在本质区别<sup>[28]</sup>，不同于个人主义，集体主义文化将幸福和心理健康视作社会和谐的体现（如家庭团结和社区福祉）。Grit-O 量表等积极心理学的评估工具<sup>[29]</sup>，以及感恩拜访和善意行为等干预措施<sup>[30]</sup>，在不同文化中的解释和适用性也存在差异。因此，必须将多元文化适应性纳入积极心理学框架。

### （二）理论和研究方法

积极心理学理论在适应不同社会文化背景时，面临着理论更新与自我修正的挑战<sup>[13]</sup>。目前，当研究假设遭到驳斥或先前结果无法复现时，学者们倾向归因于环境和情境因素，而非修正和更新现有理论<sup>[15]</sup>。这种趋势表明积极心理学在面对挑战性研究结果时更倾向于保守辩护，而不是进行积极的理论探索与更新。这种保守倾向可能源自于早期研究手段的局限性。对传统实验方法的依赖和对定量分析技术的盲目信任，对定性研究和行动等方法的忽略，导致研究视野受限。因此，积极心理学要拓宽其方法论的范围，整合不同研究方法，以提升捕捉文化差异和复杂行为的能力。

### （三）评估干预方式

文化适应性问题同样体现在评估与干预有效性中。例如，Grit-O 等常用评估工具在跨文化研究中因子结构存在差异<sup>[31]</sup>。这种跨文化差异可能源于研究人员在开发新的测量工具时采取的方法不够严格，如依赖单一样本或忽略全面有效性验证。此外，长期追踪个体福祉的变化及自发行为较少，这限制了对积极心理学干预的长效性和现实效用的理解。比如，尽管短期内的干预措施，如感恩练习，可能带来福祉的轻微提高，但它们也有可能激发出负面情绪<sup>[32]</sup>，这突显了对干预长期效果和日常影响的研究需求。因此，研究应发展具文化敏感度的

评估工具并改进其数据收集方式，以捕获人类心理和行为。

积极心理学的挑战多来自社会文化背景的影响，或根植于其方法论和数据收集的方式。机器学习通过从大规模资料中提取高维模式的能力，为积极心理学进行跨文化定性分析带来新机遇，展现了理解复杂人类行为和心理状态的巨大潜力。此外，NODS 开辟了积极心理学数据采集的全新视角，对自然行为的系统性理解可能突破传统干预方法的局限。这类数据集有助于捕获真实、未经修饰的人类行为，为积极心理学的研究与应用提供了创新可能。针对文化与理论的局限性，积极心理学需要整合这些新的方法工具和数据采集手段，以克服文化与理论的局限，实现全面的跨文化比较和分析。通过这些方法，积极心理学有望拓展现有的理论边界，发展出更为广泛适用的理论和文化敏感的干预策略。

## 三、机器学习及其应用

### （一）机器学习介绍

机器学习技术发展经历了三个主要阶段。最早是传统学习阶段，主要以传统的监督式和非监督式学习用于模式识别和数据挖掘，代表性技术有支持向量机和 K-均值算法等，这些方法通过构建决策边界实现数据点的分类与回归，从而有效补充了传统的统计方法在预测性中的不足。进入感知智能阶段后，深度学习（即深度神经网络，deep neural network, DNN）算法如卷积神经网络和长短时记忆网络被提出，其中卷积神经网络在图像识别领域特别突出，长短时记忆网络则因其卓越的序列数据的处理能力在自然语言处理中占据主力。现阶段则是认知智能阶段，其关键节点是 Transformer 架构模型的提出<sup>[33]</sup>，当前被广泛应用的 BERT（Bidirectional Encoder Representations from Transformers）<sup>[34]</sup> 和 GPT（Generative Pre-Trained Transformer）<sup>[35]</sup> 均是由 Transformer 泛化而来。这些技术在理解和生成自然语言方面有重大进展，为促进分析人类的社会和心理行为提供了潜在可能。

感知智能的技术在心理学的应用已非常瞩目，它不仅提升了机器对视觉信息的处理能力，而且在认知心理学领域带来了新的研究途径。深度学习展现的性能和适应性，在某些复杂的任务中超越了人类的认知能力<sup>[36,37]</sup>，它们通过深度学习抽取和理

解现实世界中复杂刺激的概念，揭示了刺激与概念之间的深层关联。这不仅为技术层面的进步铺平了道路，也为心理学领域的研究开辟了新视角<sup>[21,22]</sup>。然而，深度学习的内部表征机制依然复杂难以阐明，评估其与人类感知的相似性具有挑战性<sup>[36]</sup>。为应对这一挑战，研究人员借鉴认知神经科学，开发了包括激活最大化和反卷积网络在内的技术，用以可视化神经网络对特定概念或模式的理解<sup>[38]</sup>。此外，模拟心理学实验来分析深度学习模型的“行为”，以更深入地理解刺激-概念之间的联系，进而深度对比人类的感知系统。

在认知智能时期，大型语言模型在处理更为抽象的社会心理概念方面取得了显著进展，它们在理解和预测人类语言反应和决策过程中展现出了与人类认知的对等性<sup>[39]</sup>。这些模型不仅能够辅助验证现有理论，也为揭示未知的行为模式和趋势带来可能。大型语言模型的这一突破加速了研究方法的创新，正在推动定性与定量方法的交融，开辟了人类行为的复杂性和文化差异的新途径。利用这些机器学习的技术，我们不仅能够利用感知和认知智能技术在积极心理学的理论层面加深对人类感知能力的认识，而且还能够实践中为积极心理学研究的方法带来创新性的见解，为促进积极心理学理论的自我修正和更新带来机遇。

#### （二）机器学习在积极心理学中的研究案例

机器学习在评估情感和心理健康方面有巨大潜力，特别是在处理高维数据方面。例如，Seabrook等人于2018年运用机器学习技术，利用社交媒体上被试的消极情感表达的动态变化来预测其抑郁症状<sup>[40]</sup>。这种方法增强了抑郁症识别的能力，也显示出从社交媒体数据中捕捉心理健康信号的可能性。另外，Matz等人于2017年使用机器学习算法预测个体心理特征，通过用户点赞和言语表达来揭示用户的性格和偏好<sup>[41]</sup>。这些研究的共同点在于，它们使用机器学习作为分析工具提取和分析社交媒体上丰富的数据，进而使得这些数据成为评估心理状态和特性的数据资源。

应用方面，机器学习技术提高了对积极心理健康干预的效率。例如，Bakker等人于2018年采用智能手机应用程序来执行基于证据的认知行为疗法，帮助用户使用实时的自我监控与反思促进心理成长，并通过增强自我效能感以提高干预成效<sup>[42]</sup>。此外，机器学习可帮助评估及优化干预方法<sup>[43]</sup>。Jeong等人于2023年研发了机器人教练，利用机器学习个性

化地识别和响应学生需求，进而增强了心理健康策略的精确性和针对性<sup>[44]</sup>。这些发展不仅提高了干预措施的可访问性和个性化程度，也开辟了积极心理健康领域新的研究和实践路径。

在积极心理学领域的最新研究里，深度学习技术大大拓宽了基础认知和情感认知的研究视野。2021年，Tong等人使用了DNN解析人类对面部吸引力的知觉机制<sup>[45]</sup>。该模型从自然的瞬态面孔中提取出人类面孔审美的“共同模式”，且其内部活动模式与人类观察的行为结果高度匹配。这表明深度学习模型有能力学习并模拟与人类面部吸引力感知相关的复杂过程。更深入的，Seligman、彭凯平等人在2023年，发现大语言模型（如GPT-4和GPT-3.5）表现出与人类情感体验相匹配的认知偏差<sup>[46]</sup>。研究显示，当GPT-4模拟积极情绪状态时，在金融决策中表现出更高的风险偏好；在负面情绪状态下，则趋向于更为保守的选择。另外，在亲社会行为方面，GPT-4在积极情绪的激发下表现出更多的社交参与度，而在模拟负面情绪时参与度降低。这些结果不仅强调了大语言模型在模拟复杂的人类情绪反应方面的高度适用性，还为积极心理学研究提供了全新的视角。

### 四、NODS 及其应用

#### （一）NODS 介绍

在心理学中，NODS（自然发生的数据）被定义为自然环境下无意中产生的数据，它们提供了一个跨文化和多场景的数据收集平台。与传统的实验室生成数据相比，NODS更加真实、更贴近个体的日常生活<sup>[17]</sup>。这类数据的来源广泛，种类丰富，包括例如微博、Twitter上的图文记录，也包括TripAdvisor上用户提供体验的评分、评论和图片，最重要的是，这些海量数据更贴近人类的真实日常体验。心理学者在关注NODS时，特别重视这些数据的真实性和多样性，与传统的大数据概念（关注数据量、多样性、价值、速度和真实性）相比，NODS在数据量上的要求相对较低<sup>[25]</sup>。尽管在过去，这类数据因其“野生”性，即源自非科学目的的人类行为或事件的观察<sup>[25]</sup>，而被忽视。但近年来，研究开始重视通过互联网上的自然发生数据辅助补充传统心理学实验的结论，以增强心理学理论的深度和广度<sup>[17]</sup>。这些数据由于其自然产生且与个体的日常生活紧密相关，可以显著减少由社会期望和实验者效应所带来的实验偏差<sup>[47]</sup>。对积

积极心理学发展来说, NODS 能够透露在多文化背景和真实情境中人们的行为和情感模式, 这些往往是在控制严格的实验室条件下难以捕捉的。因此, 积极心理学研究者利用 NODS, 不仅可以评估和优化跨文化干预策略的效果, 还可以开发出更符合文化敏感性要求的评估工具。

利用 NODS 开展积极心理学研究主要有两大类挑战: (1) 在收集 NODS 时, 兼顾数据偏差最小化和研究主效应; (2) 分析并处理 NODS 时, 使其具有清晰结构以及有力的理论支撑。为此, 研究者需采取理论驱动的方法, 明确目标行为, 并选择性地确定数据源。计算建模可为数据不完整性和误差提供有效补充, 方法包括但不限于机器学习和深度神经网络模型。这些模型能从复杂的数据中提取出有意义的模式, 增进主效应的理解, 并限制混杂变量的影响<sup>[48]</sup>。此外, 研究者可以通过开发新的应用程序来收集数据, 这既保留了数据的日常真实性, 也增加了数据的组织性<sup>[49]</sup>。这些方法极大地促进了在跨文化环境下, 对积极心理学干预措施有效性的评估。

## (二) NODS 在积极心理学中的应用

在积极心理学的研究实践中, NODS 已被用于深入探讨自我披露和情感支持等心理行为, 以及通过机器人、智能手机应用和聊天机器人等工具, 评估并干预个体的心理健康。在上一章节所述研究案例中, Seabrook 等人采取了自然语言观察策略, 通过分析大学生在社交媒体上发布的消极情绪动态词汇, 来追踪情感波动并预测心理健康状况<sup>[40]</sup>。同样, Bakker 等人开发了“MoodMission”智能手机应用, 同时基于 NODS 的原理, 运用日常行为数据进行实时监测和即时干预, 为用户提供个性化干预策略, 从而为心理健康研究和临床实践提供了新的动态数据来源<sup>[50]</sup>。此外, Jeong 等人通过机器人辅导员这一工具, 通过 NODS 方法收集了大学生在与机器互动时的自然心理健康数据, 这不仅为机器提供情感支持的可能性奠定了理论和应用的基础, 也彰显了交互式心理支持的潜在工具<sup>[44]</sup>。由 Greer 等人开发的“Vivibot”聊天机器人, 通过积极心理学技巧支持年轻癌症幸存者, 研究表明这种非传统评估的干预手段在减轻焦虑上显现出积极效果<sup>[43]</sup>, 凸显了 NODS 在自然、实用方面具有独特的优势。同时, Alghowinem 等人的研究通过分析个体与机器人互动中的非语言披露行为<sup>[51]</sup>, 诸如声音、头部姿势和身体姿态等, 揭示了这些行

为在自我披露中的准确性和诊断价值, 开辟了实时多模态交互分析的新途径, 提供了更个性化、实时的积极心理干预方式。这也证明了 NODS 在积极心理学应用领域中的巨大潜力。

在积极心理学的理论发展方面, Tong 等人探讨了拓展与建构理论在旅行体验中的实际应用<sup>[52]</sup>。依据拓展与建构理论, 积极情绪与扩展注意力两者相互推动, 可能促使人们偏好拍摄视野更开阔的照片。利用深度神经网络模型对图像视野范围的评估测量, 研究者发现喜好广角摄影的游客更倾向于对其旅行体验感到满意。这项研究通过 NODS 揭示了人类情感体验的复杂性, 并为拓展与建构理论提供了行为数据支持。同时, 该研究也拓展了文化差异在积极心理学研究的理解。

## 五、机器学习与 NODS 的结合

在积极心理学的探索中, 机器学习与自然发生数据集(NODS)的融合不仅可以拓展研究视野, 也可以增强研究的深度和广度。此交叉应用的策略主要分为以下几种:

首先, 以 NODS 为材料提高积极心理学的评估和干预方案, 而机器学习在处理应用程序或社交网络站点产生的复杂、高维度数据时显得尤为重要。通过这种结合策略, 研究者能够挖掘和分析大规模数据集, 识别潜在的行为模式, 准确评估心理状态, 并预测其变化趋势。在本文的例子中, 研究<sup>[40,52]</sup> 均有效证实了这一应用策略的价值。

其次, 以 DNN 为核心, 研究机器智能在模拟认知和社会智能方面的潜力, 进一步探讨机器学习方法在理解人类认知及情感产生过程的潜在应用。这方面的研究不仅考察了人工智能处理复杂心理学问题的能力, 也探索了其模仿人类认知和情感的潜力。人工智能的认知和社会智能能力主要源自其处理和大规模数据的能力。机器学习通过筛选和综合复杂数据集, 识别出有意义的模式和结构, 进而在一定程度上排除干扰因素, 将高维度数据转化为有价值的信息。

第三, 利用新技术推动数据驱动与理论驱动的结合, 支持积极心理学理论的构建和发展。所谓数据驱动, 是指研究的推进主要依靠数据挖掘和模式识别, 从而得出结论; 理论驱动则是基于现有的积极心理学理论构建研究框架, 并使用数据来测试和发展这些理论。正如 Moustafa 等人指出, 大数据分析和 DNN 的结合可以解决更复杂的心理学问

题<sup>[53]</sup>。然而,以前的大多数尝试都集中在数据驱动的方法上,这些方法依赖于可用数据,从经验上得出了有趣的现象。而信息管理的科学家 Maass 等人声称,从事数据驱动研究的研究人员面临着建立有关现象的连贯知识体系的挑战,因为关系是由可用数据确定的<sup>[54]</sup>。Landers 等人提出了一种心理学的理论驱动数据收集的原则。具体来说,研究人员应该准确地解释“他们发现的数据为什么存在,并用额外的分析来检验那个理论所暗示的假设”<sup>[55]</sup>。类似地,对于机器学习在高维数据中学习到的数据表征,也需要解释为什么这些表示显示出更好的性能,并将其与理论联系起来。因此,将积极心理学的优势(例如,丰富的理论和高质量的测量)和机器学习及 NODS 结合起来,对于理解人类的情感是重要的。

通过上述策略可以看出,机器学习与 NODS 的结合给我们提供了一种全新的视角。这些结合对于积极心理学的文化比较、研究方法和干预策略等方面均存在本质的推动作用。

## 六、挑战与未来方向

首先,加强人类与机器沟通的通达性。心理学领域的专家可能是使用机器学习来提取数据以研究人类社会认知和行为的先驱。机器学习不仅提供了分析和理解这些数据表示的新途径,还将其与理论研究相结合。随着我们对机器学习解释语义能力的认识不断加深,我们预计在未来几年内社会和积极心理学研究者将从这些数据中获得前所未有的洞见。这需要机器学习的透明度有显著提升,以使这些直观的语义表示成为心理学研究的宝贵资源,同时我们也不能忽视这些表示与人类思维之间可能存在的差异。

其次,深入日常体验。NODS 赋予心理科学家通过分析真实世界中的人类行为来测试和发展理论的能力<sup>[56]</sup>。例如,通过利用智能手机和可穿戴设备收集的数据,我们可以轻松地记录人们在购物、烹饪、工作、驾驶和学习等日常活动中的各种体验。因此,在未来几年中,有望通过日益丰富的数据资源将 NODS 框架扩展到更深入地研究人类

的日常体验和情感。同时,可穿戴相机记录下的日常生活片段提供了研究日常活动和情绪过程的新途径。这些视频资料不仅记录了人们的视线,还捕捉了他们与环境互动的时刻,已经被证明有助于研究体验的总结<sup>[18]</sup>。

最后,加强审美、同理心和创造力的研究。根据 Denial H·piker 的观点,审美感、同理心和创造力是人类最不可能被人工智能替代的特质。<sup>[57]</sup>积极心理学理论和算法计算能力正在与审美、同理心和创造力这些领域相交融。未来,将会有更多的研究从人工智能和积极心理学的视角探讨这些问题,例如人工智能是否具备创造力,其创造力与人类的差异,以及人工智能如何帮助人类增强自己的创造力等。对同理心和审美等领域的计算模型和积极心理学的探讨也将趋于深入。因此,积极心理学与人工智能的融合将可能在这两个领域的共同努力下实现进一步的整合。

## 七、结论

本文系统性探讨了当代积极心理学领域所面临的挑战,并深入研究了机器学习和 NODS 在解决这些挑战中的潜力及带来的机遇。通过详细分析现有研究案例,我们展示了机器学习和 NODS 在积极心理学研究中的广泛应用前景,尤其在幸福感、情绪体验等方面。这些先进技术为积极心理学研究提供了全新的视角和丰富的信息,使研究者能够更真实、全面地了解人类行为和心理过程。未来的研究方向包括但不限于:拓展机器学习算法的应用范围,探索更多领域的可能性;加强跨文化研究,使这些技术能够适用于不同文化背景下的心理学研究;深入研究算法的公平性和透明度,减少算法偏见的影响;推动机器学习与心理学的紧密合作,共同探索人类行为和心理过程的奥秘。综上所述,机器学习和 NODS 为积极心理学研究提供了全新的方法和可能性,同时也引发了更多的思考和讨论。这一领域在未来将得到更多的关注及更深入的探讨,推动积极心理学和人工智能的交叉融合,为人类心理健康和幸福感的提升提供更为准确和有力的支持。

## 【参考文献】

- |  |   |
|--|---|
| [1] Seligman M E P, Csikszentmihalyi M. Positive psychology: An introduction [J]. American Psychologist, 2000, 55 (1): 5-14. | [2] Compton W C, Hoffman E L. Positive psychology: The science of happiness and flourishing [M]. 3rd ed. Thousand Oaks, CA: Sage, 2019. |
|--|---|

- [3] Diener E, Chan M. Happy people live longer: Subjective well-being contributes to health and longevity [J]. *Applied Psychology: Health and Well-Being*, 2011, 3 (1): 1–43.
- [4] Fredrickson B L, Grewen K M, Coffey K A, et al. A functional genomic perspective on human well-being [J]. *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America*, 2013, 110 (33): 13684–13689.
- [5] Jeste D V, Palmer B W. Positive psychiatry: A clinical handbook [M]. American Psychiatric, 2015.
- [6] Seligman M E P. Flourish: A Visionary New Understanding of Happiness and Well-being [M]. Free Press, 2011.
- [7] 苗元江, 余嘉元. 积极心理学: 理念与行动 [J]. *南京师大学报 (社会科学版)*, 2003, (2).
- [8] 任俊, 叶浩生. 积极: 当代心理学研究的价值核心 [J]. *陕西师范大学学报 (哲学社会科学版)*, 2004, (4).
- [9] Mayer C H, Vanderheiden E. Contemporary positive psychology perspectives and future directions [J]. *International Review of Psychiatry*, 2020: 537–541.
- [10] Wong P T P. The maturing of positive psychology and the emergence of PP 2. 0: A book review of *Positive Psychology* (3rd ed.) by William Compton and Edward Hoffman [J]. *International Journal of Wellbeing*, 2020, 10 (1): 107–117.
- [11] Mayer C H, May M. The positive psychology movements PP1.0 and PP2.0 in psychobiography [M]. *New trends in psychobiography*, 2019: 155–171.
- [12] Lomas T, Waters L, Williams P, et al. Third wave of positive psychology: Broadening towards complexity [J]. *The Journal of Positive Psychology*, 2021, 16 (5): 660–674.
- [13] Van Zyl L E, Rothmann S. Grand challenges for positive psychology: future perspectives and opportunities [J]. *Frontiers in Psychology*, 2022, 13: 833057.
- [14] Marecek J, Christopher J C. Is positive psychology an indigenous psychology? [M]. Brown N J L, Lomas T, Eiroa-Orosa F J. *The Routledge International Handbook of Critical Positive Psychology*. Oxfordshire: Routledge/Taylor and Francis Group, 2018: 84–98.
- [15] Friedman H L, Brown N J L. Implications of debunking the Critical Positivity Ratio for humanistic psychology: Introduction to special issue [J]. *Journal of Humanistic Psychology*, 2018, 58: 239–261.
- [16] Bolier L, Haverman M, Westerhof G J, et al. Positive psychology interventions: a meta-analysis of randomized controlled studies [J]. *BMC Public Health*, 2013, 13: 1–20.
- [17] Goldstone R L, Lupyan G. Discovering psychological principles by mining naturally occurring data sets [J]. *Topics in Cognitive Science*, 2016, 8 (3): 548–568.
- [18] Tong S. Informatics Approaches for Understanding Human Facial Attractiveness Perception and Visual Attention [D]. Kyoto University, 2021.
- [19] Ritter S, Barrett D G, Santoro A, et al. Cognitive Psychology for Deep Neural Networks: A Shape Bias Case Study [C]. *International Conference on Machine Learning*, 2017: 2940–2949.
- [20] Demszky D, Yang D, Yeager D S, et al. Using large language models in psychology [J]. *Nature Reviews Psychology*, 2023: 1–14.
- [21] VanRullen R. Perception science in the age of deep neural networks [J]. *Frontiers in Psychology*, 2017, 8: 142.
- [22] Kriegeskorte N. Deep neural networks: a new framework for modeling biological vision and brain information processing [J]. *Annual Review of Vision Science*, 2015, 1: 417–446.
- [23] Cichy R M, Khosla A, Pantazis D, et al. Comparison of deep neural networks to spatio-temporal cortical dynamics of human visual object recognition reveals hierarchical correspondence [J]. *Scientific Reports*, 2016, 6: 27755.
- [24] Adjerid I, Kelley K. Big data in psychology: A framework for research advancement [J]. *American Psychologist*, 2018, 73 (7): 899–917.
- [25] Paxton A, Griffiths T L. Finding the traces of behavioral and cognitive processes in big data and naturally occurring datasets [J]. *Behavior Research Methods*, 2017, 49 (5): 1630–1638.
- [26] Golder S A, Macy M W. Diurnal and seasonal mood vary with work, sleep, and daylength across diverse cultures [J]. *Science*, 2011, 333 (6051): 1878–1881.
- [27] Park M, Thom J, Mennicken S, et al. Global music streaming data reveal diurnal and seasonal patterns of affective preference [J]. *Nature Human Behaviour*, 2019, 3 (3): 230–236.
- [28] Hendriks T, Warren M A, Schotanus-Dijkstra M,



- et al. How WEIRD are positive psychology interventions? A bibliometric analysis of randomized controlled trials on the science of wellbeing [J]. *Journal of Applied Positive Psychology*, 2019, 14: 489–501.
- [29] Van Zyl L E, Olckers C. The mental health continuum-short form in organizational contexts: factorial validity, invariance, and internal consistency [J]. *European Journal of Mental Health*, 2019, 14: 230–259.
- [30] Van Zyl L E, Rothmann S. Towards happiness interventions: Construct clarification and intervention methodologies [J]. *Journal of Psychology in Africa*, 2014, 24: 327–341.
- [31] Van Zyl L E, Ten Klooster P M. Exploratory structural equation modelling: Practical guidelines and tutorial with a convenient online tool for Mplus [J]. *Frontiers in Psychiatry*, 2022, 13: 795672.
- [32] Watkins P, Scheer J, Ovnicek M, et al. The debt of gratitude: Dissociating gratitude and indebtedness [J]. *Cognition & Emotion*, 2006, 20: 217–241.
- [33] Vaswani A, Shazeer N, Parmar N, et al. Attention is all you need [C]. *Advances in Neural Information Processing Systems*, 30. 2017.
- [34] Devlin J, Chang M W, Lee K, et al. BERT: Pre-training of deep bidirectional transformers for language understanding [J]. *arXiv preprint arXiv: 1810. 04805*, 2018.
- [35] Floridi L, Chiriatti M. GPT-3: Its nature, scope, limits, and consequences [J]. *Minds and Machines*, 2020, 30: 681–694.
- [36] Peterson J C, Abbott J T, Griffiths T L. Leveraging deep neural networks to capture psychological representations [J]. *arXiv preprint arXiv: 1706. 02417*, 2017.
- [37] Caliskan A, Bryson J J, Narayanan A. Semantics derived automatically from language corpora contain human-like biases [J]. *Science*, 2017, 356 (6334): 183–186.
- [38] Zeiler M D, Fergus R. Visualizing and understanding convolutional networks [C]. *European Conference on Computer Vision (ECCV)*. 2014: 818–833.
- [39] Binz M, Schulz E. Using cognitive psychology to understand GPT-3 [J]. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 2023, 120 ( 6 ): e2218523120.
- [40] Seabrook E M, Kern M L, Fulcher B D, et al. Predicting Depression From Language-Based Emotion Dynamics: Longitudinal Analysis of Facebook and Twitter Status Updates [J]. *Journal of Medical Internet Research*, 2018: e168.
- [41] Matz S C, Kosinski M, Nave G, et al. Psychological targeting as an effective approach to digital mass persuasion [J]. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 2017, 114 (48): 12714–12719.
- [42] Bakker D, Kazantzis N, Rickwood D, et al. Development and Pilot Evaluation of Smartphone-Delivered Cognitive Behavior Therapy Strategies for Mood-and Anxiety-Related Problems; MoodMission [J]. *Cognitive and Behavioral Practice*, 2018: 496–514.
- [43] Greer S, Ramo D, Chang Y J, et al. Use of the Chatbot Vivibot to Deliver Positive Psychology Skills and Promote Well-Being Among Young People After Cancer Treatment: Randomized Controlled Feasibility Trial [J]. *JMIR mHealth and uHealth*, 2019: e15018.
- [44] Jeong S, Aymerich-Franch L, Arias K, et al. Deploying a robotic positive psychology coach to improve college students' psychological well-being [J]. *User Modeling and User-Adapted Interaction*, 2023: 571–615.
- [45] Tong S, Liang X, Kumada T, et al. Putative ratios of facial attractiveness in a deep neural network [J]. *Vision Research*, 2021, 178: 86–99.
- [46] Zhao Y, Xu L, Huang Z, et al. AI chatbot responds to emotional cuing [J]. *Research Square*, 2023, v1.
- [47] Shah D V, Cappella J N, Neuman W R. Big data, digital media, and computational social science: Possibilities and perils [J]. *The ANNALS of the American Academy of Political and Social Science*, 2015, 659 (1): 6–13.
- [48] Proctor R W, Xiong A. From small-scale experiments to big data: Challenges and opportunities for experimental psychologists [M]. *Big data in psychological research*. American Psychological Association, 2020: 35–58.
- [49] Bakker D, Kazantzis N, Rickwood D, et al. Mental Health Smartphone Apps: Review and Evidence-Based Recommendations for Future Developments [J]. *JMIR Mental Health*, 2016: e7.
- [50] Bakker D, Rickard N. Engagement with a cognitive behavioural therapy mobile phone app predicts



- changes in mental health and wellbeing; MoodMission [J]. Australian Psychologist, 2019: 245—260.
- [51] Alghowinem S, Jeong S, Arias K, et al. Beyond the Words: Analysis and Detection of Self-Disclosure Behavior during Robot Positive Psychology Interaction [C]. 2021 16th IEEE International Conference on Automatic Face and Gesture Recognition (FG 2021). 2021.
- [52] Tong S, Duan J, Liang X, et al. Inferring Affective Experience From the Big Picture Metaphor: A Two-Dimensional Visual Breadth Model [C]. Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. 2023: 5879—5887.
- [53] Moustafa A A, Diallo T M, Amoroso N, et al. Applying big data methods to understanding human behavior and health [J]. Frontiers in Computational Neuroscience, 2018, 12: e84.
- [54] Maass W, Parsons J, Purao S, et al. Data-driven meets theory-driven research in the era of big data: opportunities and challenges for information systems research [J]. Journal of the Association for Information Systems, 2018, 19 (12): 1253 — 1273.
- [55] Landers R N, Brusso R C, Cavanaugh K J, et al. A primer on theory-driven web scraping: Automatic extraction of big data from the Internet for use in psychological research [J]. Psychological Methods, 2016, 21 (4): 475—492.
- [56] Paxton A. The Belmont Report in the age of big data: Ethics at the intersection of psychological science and data science [M]. Big data in psychological research. American Psychological Association, 2020: 347—372.
- [57] Pink D H. A whole new mind: Moving from the information age to the conceptual age; et al 50 [M]. Riverhead Books New York, 2005.

## AI-driven Positive Psychology: New Pathways with Machine Learning and Naturally Occurred Datasets

PENG Kai-ping<sup>1,2</sup>, TONG Song<sup>1,2</sup>, WU Sheng<sup>3</sup>

- (1. Department of Psychology, Tsinghua University, Beijing, 100084, PRC;
2. International Research Center for Culture and Technology, Tsinghua University, Beijing, 100084, PRC;
3. Tsinghua Shenzhen International Graduate School, Tsinghua University, Shenzhen, Guangdong, 518055, PRC)

**[Abstract]** This paper explores the specific challenges of positive psychology in the rapid development of computational intelligence, and analyzes the potential opportunities for machine learning and spontaneous generation of datasets to address these challenges. Machine learning can extract nonlinear relationships related to human cognition from high-dimensional data, which may become a new method for studying human cognition and emotions. Naturally occurred datasets can more realistically reflect human behavior and psychological processes, providing researchers with efficient research materials. These emerging technologies provide positive psychology with a whole new perspective, which can more comprehensively understand human behavior and psychology, promote research on cultural differences, theoretical updates, and intervention strategy evaluations. Future research needs to explore the integration of machine learning, naturally occurred dataset, and positive psychology theories to gain an in-depth understanding of the diversity and complexity of human behaviors and emotions.

**[Key words]** positive psychology; machine learning; naturally occurred dataset (NODS); computational intelligence

(责任编辑 周媛媛/校对 一苗)