心理学探新 2025,Vol. 45,No. 5,396 - 403
PSYCHOLOGICAL EXPLORATION

人工智能依赖问卷的编制及其信效度检验

孙雪睿 毕重增*
(西南大学心理学与社会发展研究中心,西南大学心理学部,重庆 400715)

摘 要:目的:编制人工智能依赖问卷并检验其信效度。方法:以文献分析为基础构建理论模型,编制双维度 AI 依赖问卷,在三个样本(n = 821)中进行项目分析和信效度检验。结果:AI 依赖问卷共 12 个项目,包含功能依赖和情感依赖两个维度,共同解释总方差的 74.31%,验证性分析表明两维度因子模型拟合良好($\chi^2(53) = 137.90, p < 0.01$,CFI = 0.95,TLI = 0.94,SRMR = 0.05,RMSEA = 0.07);问卷的 Cronbach's α 系数为 0.89,间隔 2 月的重测信度为 0.83;关系分析结果显示 AI 依赖与有关变量呈现合理的相关或预测关系。结论:AI 依赖问卷具有较好的信效度,可作为 AI 依赖的测评工具。

关键词:人工智能;AI 依赖;信度;效度
中图分类号:B841.2 **文献标志码**:A **文章编号**:1003 - 5184(2025)05 - 0396 - 08

1 引言

1.1 研究背景与问题提出

人工智能(Artificial Intelligence,AI)作为一种能使计算机"感知环境、学习经验并自主采取行动"的技术,拥有强大的算法和计算能力(Russell & Norvig,2022,pp. 19 - 23),其凭借特有的生成式技术实现对用户需求的自适应反馈,在创新资源整合、自动化学习任务等方面展现出显著优势和广阔潜力(Yan et al.,2024)。然而,技术演进的历史提醒我们,每一次重大突破在重塑人类与世界互动方式的同时,往往也会带来一系列新的社会挑战(Xu et al.,2018)。例如,移动互联网技术虽然提升了信息获取与人际链接的效率,但也会导致用户粘性失控,引发技术成瘾现象(Fu et al.,2010)。

根据中国互联网络信息中心发布的《生成式人工智能应用发展报告(2024)》,截至 2024 年 6 月,我国 AI 用户规模已达 2.3 亿,占全国人口的 16.4%。这一数据不仅反映出 AI 技术在中国市场的广泛渗透和发展潜力,也体现出公众对人工智能技术接受度和依赖程度的显著提升。不可否认,AI 技术的普及为社会进步带来了巨大机遇,但与之相伴的还有诸多风险。研究表明,使用 AI 辅助学习的人群会更倾向于与 AI 频繁交互,从而导致自身元认知活动减少:包括评估、监控等关键认知行为频次下降,继而出现元认知懒惰现象,并伴随批判性思维和独立思考能力减弱(Fan et al.,2024)。此外,陈志敏和吴力波(2024)在其主编的《未来已来:2025 人文社会科学智能发展蓝皮书》中也指出,对这一技术的过度依赖可能会引发人际互动冷漠(p. 143),进而影响个体心理健康(张家铖,沈阳,2024)。

过度依赖 AI 会产生不可忽视的负面影响。然而,当前针对 AI 依赖的测量工具,如 Morales - García 等人(2024)编制的 AI 依赖量表,主要聚焦于用户因过度使用 AI 而导致的功能性损害,属于单维度结构。Passi(2024)以及张家铖和沈阳(2024)对 AI 依赖的研究论述指出,AI 依赖实际上涵盖多个层面,包括个体认知、组织环境和社会互动等,其核心不仅体现为用户对技术工具的过度依赖,还涉及对拟人化互动的情感需求,因而单维度量表并不能反映其基本内涵。因此,需要开发一个多维度 AI 依赖问卷,以有效评估 AI 依赖现象,支撑相关研究与干预实践。

1.2 人工智能依赖的维度划分

当前,AI 的应用主要集中在两大类别:一类是以提高生产力为核心的工具型应用,另一类是以人类交互为基础的情感型应用,例如聊天机器人(Wang & Siau,2019)。从广义上讲,依赖(dependence)指的是个体对某种行为、物质或外部工具产生的持久性、强迫性需求(Goodman,1990)。相应地,AI 依赖即为用户因持续使用倾向与需求,而对人工

* 通信作者:毕重增,E - mail:beech@swu.edu.cn。

智能系统所产生的工具型功能依赖，以及对情感支持与陪伴的情感依赖。

功能依赖体现为个体在日常任务执行、思维过程与决策制定中为提升效率而对AI形成的依赖。根据技术接受理论（Davis，1989），技术使用意愿主要受感知有用性和感知易用性的驱动。AI作为高效工具，已在办公、编程、研究与艺术创作等多个领域带来显著变革。同时用户对技术的信任感也会进一步强化其对技术功能价值的感知（Hoff & Bashir，2015）。此外AI的便捷性可以使其在处理复杂任务时更具优势（Choudhary et al.，2023），因此用户往往会倾向于依赖这一技术来完成任务。而借助AI辅助完成任务所带来的积极反馈会激活用户大脑奖赏机制，此类生理反应不断推动用户持续使用并强化AI依赖，最终形成强迫性、重复性的行为模式（Griffiths，2005；Keiflin & Janak，2015）。

情感依赖则指用户在情感支持、心理陪伴和社交互动等方面对AI的依赖，以满足自身的情感和社交需求。根据计算机是社会行为者（Computers are Social Actors）理论，人们会无意识地对呈现社会线索的计算机作出社会性反应，而聊天机器人作为一个为用户提供情感支持的工具，可以借助自然语言处理技术，模拟人际对话，其高度拟人化设计正是激活这一现象的心理脚本（Pentina et al.，2023）。Peng等人（2024）进一步指出，人机交互本质属于一种准社会互动，用户对AI的准社会信任随其拟人化程度提升而增强，这种信任会直接强化个体对AI的情感依附。在此过程中，孤独感作为关键驱动因素，通过双重路径加剧这种依赖：一方面提升用户的AI使用意愿以缓解用户孤独感（De Freitas et al.，2024），另一方面通过情感代偿机制来加深用户对其的情感依赖，继而预测个体对技术的成瘾程度（Hu et al.，2023）。此外，在人格特质层面，高神经质的个体容易情绪化，因此会更倾向于依赖技术（例如手机）来完成任务，缓解焦虑（Roberts et al.，2015）。

1.3　项目编制

鉴于依赖这一概念已扩展到行为成瘾研究领域，如互联网成瘾，且其在神经生物学机制和行为表现方面存在诸多共通之处（Fu et al.，2010；Sairitupa-Sanchez et al.，2023），因此在确定人工智能依赖二维度结构（功能依赖与情感依赖）的基础上，结合《精神疾病诊断与统计手册》第五版（DSM-5）中关于强迫性行为与依赖的诊断标准，并参考网络成瘾和手机依赖量表中的部分题目，形成初测问卷共计23条目。有关功能依赖共11道题，涵盖人们在日常行为和任务执行、思维、决策上对AI的依赖；有关情感依赖12道题，内容涉及通过使用AI来满足情感支持、心理陪伴和社交互动等。

1.4　变量关系网络与效度

参照McCarthy等人（2024）效度检验的做法，通过考察新概念（AI依赖）与其他已知概念之间是否呈现理论预期关系，以验证问卷的效度。基于既有文献中可能影响AI依赖及其作用的相关因素构建了AI依赖的理论网络（nomological network），并基于已有的理论和研究提出变量关系假设。

在影响因素方面，技术接受模型（Davis，1989）和工作特征模型（Choudhary et al.，2023）认为用户对技术的接受程度越高，所从事的任务越复杂，其对工具型AI的依赖程度就越高，由此提出H1：技术接受程度和工作复杂性越高，工具型AI依赖水平越高；依据人机信任框架（Hoff & Bashir，2015）及其准社会交往性（Peng et al.，2024）、人格特质的神经质与技术依赖（Roberts et al.，2015）的关系，个体对AI的信任程度以及孤独感也会促使用户频繁使用AI继而产生依赖，据此提出H2：人际信任程度、个体孤独感及人格的神经质水平越高，AI依赖水平越高。

在AI依赖可能导致的后果方面，已有研究指出，过度依赖AI可能因强化功能依赖或情感代偿而对用户的元认知能力（Fan et al.，2024）以及心理健康（张家铖，沈阳，2024）造成负面影响，据此提出H3：工具型AI依赖水平越高，元认知能力越低，以及H4：情感型AI依赖水平越高，个体心理健康水平越低。

最后，孤独感作为一个特殊的变量，不仅可以促使用户对AI产生依赖（Hu et al.，2023），用户对AI的使用和依赖也可以缓解自身的孤独感（De Freitas et al.，2024），因此，孤独感既可能是AI依赖的原因也可能是其后果，据此假设H5：AI依赖水平越高，个体孤独感越低。

2　研究方法

2.1　研究对象

样本1：采用方便取样选取332名AI用户，测试编制的原始AI依赖问卷，所有被试在填写问卷前需报告其对AI的依赖程度（1=完全不依赖，5=极度依赖）。其中，男性167名，女性165名，平均年龄

26 岁（SD = 5.19），主要为本科及以上学历（247 人），该样本依赖自评整体处于中高水平（M = 3.55，SD = 0.77）。

样本 2：采用方便取样获得 327 名 AI 用户，测试正式 AI 依赖及 AI 依赖前因变量的问卷，且被试均完成与样本 1 相同的依赖自评。其中，男性 126 名，女性 201 名，平均年龄 24 岁（SD = 5.10），主要为高校学生（307 人），本科（225）和大专（62 人）学历较多。该样本依赖自评整体也处于中高水平（M = 3.67，SD = 0.80）。

样本 3：对样本 2 中愿意参与后续研究的 212 人在间隔 8 周后进行重测。最终得到 162 人有效数据，其中男性 75 人，女性 87 人，平均年龄为 25 岁（SD = 5.59）。该样本依赖水平（M = 3.70，SD = 0.82）与第一次测试时维持稳定（t = 0.15，p > 0.05）。

2.2 研究程序

首先，将自编的原始 AI 依赖问卷在样本 1 中进行初测，回收的数据用于进行项目分析和探索性因素分析，并根据分析结果进行项目筛选以确定正式的 AI 依赖问卷。

其次，将 AI 依赖正式问卷及前因变量问卷在样本 2 中发布，回收的数据用以验证性因素分析和内部一致性信度分析。

最后，在样本 3 测试 AI 依赖及其后果变量的相关问卷，回收的数据用以检验重测信度并构建两个结构方程模型来评估 AI 依赖的理论网络，两个模型分别对应 AI 依赖前因、后果变量的关系。

2.3 工具

2.3.1 自编人工智能依赖问卷

问卷最初由 23 个自编题目构成，包含功能依赖、情感依赖两个维度。采用 Likert 5 点计分法（1 = 非常不符合，5 = 非常符合）。该问卷得分越高，表示 AI 依赖程度越高。

2.3.2 技术接受量表

选取 Venkatesh 和 Davis（2000）修订的技术接受量表，共 8 道题，题目包括“使用 AI 可以提高我的工作效率”等，采取 Likert 7 点计分法（1 = 非常不同意，7 = 非常同意），量表分数越高表明用户对该技术的接受程度越高。在此次研究中，该量表 Cronbach's α 系数为 0.72。

2.3.3 人工智能信任问卷

选取陈璟浩等人（2024）修订的人工智能信任问卷，问卷由 6 道题组成，例题如“我认为 AI 与我的互动是有效且具有胜任力的”，采取 Likert 7 点计分法（1 = 非常不同意，7 = 非常同意），分数越高表明对该人工智能的信任程度越高。在此次研究中，该量表 Cronbach's α 系数为 0.80。

2.3.4 工作复杂性问卷

选自 Morgeson 和 Humphrey（2006）编制的工作设计量表中的任务复杂性维度，该问卷由 4 道题组成，采取 Likert 5 点计分法（1 = 非常不符合，5 = 非常符合），要求被试自我评估自身所从事的任务的复杂性，分数越高表明其任务复杂程度越高。在此次研究中，该问卷 Cronbach's α 系数为 0.72。

2.3.5 孤独感量表

选取周亮等人（2012）修订版 UCLA 孤独感量表。量表共 6 题，采取 4 点计分（1 = 从不，4 = 一直），要求被试评估自身实际感受的频率，如“你常感到缺少伙伴吗”，分数越高说明个体的孤独感越强。在此次研究中，该量表在 2 个时间段 Cronbach's α 系数均为 0.82。

2.3.6 神经质特质量表

选取 Rammstedt 和 Joh（2007）编制的 BFI - 10 中的神经质维度，共 2 道，采用 5 点计分制（1 = 非常不符合，5 = 非常符合），分数越高说明个体神经质程度越高。在此次研究中，该量表 Cronbach's α 系数为 0.76。

2.3.7 五项心理健康指数（WHO - 5）

WHO - 5 是由五个项目组成测量积极情绪和生活满意度的工具，其在不同文化背景下均具有良好的信度和效度（Topp et al.，2015）。采用 6 级评分制（1 = 所有时间，6 = 从不），总分越高表示个体的心理健康状况越好。在此次研究中，该量表 Cronbach's α 系数为 0.91。

2.3.8 元认知问卷

选取范文超等人（2017）修订元认知问卷中文版，包括认知自信和认知自我意识两个维度，共 12 道题，采用 4 点计分（1 = 非常不同意，4 = 非常同意）。如“我记忆力很好”“我时常检查自己的想法”，量表分数越高表明元认知能力越强。在此次研究中，认知自信 Cronbach's α 系数为 0.72，认知自我意识 α 系数为 0.83，总量表 α 系数为 0.75。

2.4 数据分析

采用 SPSS 27.0 进行项目分析、探索性因素分析和信度检验；使用 Mplus 8.3 对数据进行验证性

因素分析以及结构效度分析。

3　研究结果

3.1　共同方法偏差检验

依次对样本1至3采用Harman单因子法进行共同方法偏差检验。结果显示特征值大于1的因子均多于1个，且各样本最大因子解释率均小于40%（样本1：33.83%；样本2：19.74%；样本3：14.67%）。这说明各研究数据样本均不存在严重共同方法偏差。

3.2　项目分析

采用临界比率值、题总相关系数以及各题偏度峰度对样本1数据进行项目分析。数据分析结果显示，所有题目的鉴别能力以及题总相关系数均达显著，但题项10峰度值大于1.5（Pérez & Medrano，2010），故删除此题。

3.3　探索性因素分析

使用样本1数据进行探索性因素分析。其Kaiser－Meyer－Olkim检验值为0.91，Bartlett球型检验值为3382.85（$df=332$，$p<0.01$），结果表明适合进行因素分析。采用主成分分析法进行提取，斜交旋转，根据载荷及平行分析结果，初步确定为2个维度。

根据以下原则对题目进行筛选和删减：因素负荷值大于0.5、交叉负荷小于0.4且题目共同度大于0.4（Lloret－Segura et al.，2014），依次删除s5、s11、s1、s8、s13、s12和s20；而为了使两个维度的题目数量一致以提高本问卷的实用性和内部的可靠性，删除因子载荷低于0.7的题目s19、s22和s21。最终得出了两维度的AI依赖问卷，维度1功能依赖（解释率为38.47%）和维度2情感依赖（解释率为35.84%）累计解释率为74.31%（见表1）。

表1　AI依赖问卷的探索性因素分析结果

题项	因子负荷		共同度
	功能依赖	情感依赖	
s9	0.84	0.00	0.67
s4	0.83	−0.06	0.61
s6	0.82	−0.05	0.64
s2	0.79	0.07	0.63
s3	0.78	0.07	0.65
s7	0.75	0.11	0.71
s17	0.02	0.78	0.66
s18	−0.04	0.78	0.65
s15	0.07	0.78	0.58
s14	0.10	0.76	0.62
s16	0.02	0.75	0.58
s23	−0.09	0.71	0.46

3.4　验证性因素分析

以样本2数据进行验证性因素分析。用最大似然法进行估计，各拟合指数具体为$\chi^2(53)=137.90$，$p<0.01$，CFI＝0.95，TLI＝0.94，SRMR＝0.05，RMSEA＝0.07，表明该模型与数据的拟合程度较好，该模型结构较为理想（见图1）。

3.5　信度分析

AI依赖总问卷的Cronbach's α系数为0.89，重测信度为0.83。分维度来看，功能依赖的Cronbach's α系数为0.80，重测信度为0.79；情感依赖的Cronbach's α系数为0.91，重测信度为0.74。表明量表具有较高的可靠性与稳定性。

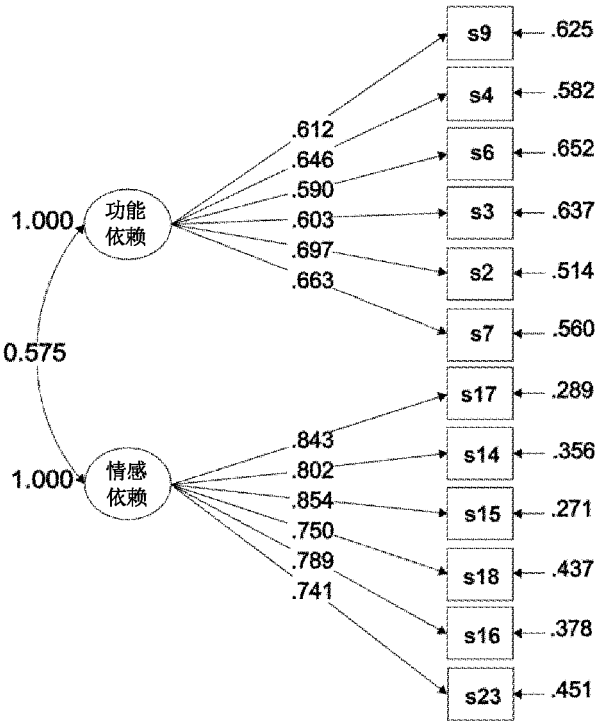

图1　AI依赖问卷的验证性因素分析

3.6　基于变量网络的效度分析

首先，进行变量间的相关分析。理论网络检验需要先考察各变量彼此间的相关性，基于McCarthy等人（2024）的做法，得到AI依赖与各变量的相关见表2和表3。在第一次测试时（T1），技术接受和人机信任均与功能依赖显著正相关，人机信任与前测情感依赖显著正相关；工作复杂性与前测功能依赖正相关，神经质、孤独感与前测情感依赖正相关。而第二次测试时（T2），功能依赖与认知自信和认知自我意识均呈显著负相关，而后测情感依赖与心理健康显著正相关。

其次，对纵向预测路径进行分析。具体包括分

析前因变量(T1)对间隔两个月后(T2)的各维度 AI 依赖程度的预测关系以及 T1 时间段的 AI 依赖程度对后果变量(T2)的预测关系,并通过 Mplus 8.3 对上述模型进行分析。因缺乏研究直接支持特定先验假设,故采用弱信息先验(weakly informative prior)进行参数约束,使用贝叶斯分析法来检验。模型 a 为迭代 100 次后收敛(PSR = 1.01),满足链间一致性标准。拟合指标显示,后验预测 p 值为 0.58,而 Jin 和 Deng(2021)指出在贝叶斯分析中,后验预测 p 越接近 0.50,模型对数据的适配性越好,因此该模型拟合良好。模型 b 为迭代 500 次后的结果,其收敛指数较好(PSR = 1.00),后验预测 p 值为 0.44,也说明模型拟合良好。

表 2 AI 依赖与影响因素的相关矩阵

变量	1	2	3	4	5	6	7
1 前测功能	-						
2 前测情感	0.54**	-					
3 技术接受度	0.36**	0.01	-				
4 人机信任	0.48**	0.48**	0.43**	-			
5 工作复杂性	0.18*	0.06	0.05	-0.10	-		
6 孤独感	0.13	0.24**	0.02	0.04	0.03	-	
7 神经质	0.08	0.26**	-0.10	0.01	-0.29**	-0.20*	-

注:*p < 0.05;**p < 0.01。

表 3 AI 依赖与后果变量的相关矩阵

变量	1	2	3	4	5	6
1 后测功能	-					
2 后测情感	0.55**	-				
3 孤独感	0.12	0.06	-			
4 认知自信	-0.25**	-0.11	0.01	-		
5 认知自我意识	-0.26**	-0.11	-0.08	0.16	-	
6 心理健康	0.08	0.18*	0.57**	-0.19*	-0.15	-

注:*p < 0.05;**p < 0.01。

具体来看(见表 4、表 5),TI 时用户的技术接受程度对 T2 时间段的 AI 功能依赖存在显著的正向影响(b = 0.22,p < 0.01),95% CI = [0.16,0.44];且无论是工作复杂性、用户孤独感还是其神经质特质都对后续时间段的 AI 依赖有显著正向影响。同时人机信任对于 T2 时用户的情感依赖有显著的正向作用(b = 0.26,p < 0.01),95% CI = [0.15,0.41],而对功能依赖无显著影响,即 H1、H2 部分成立。T1 时间段个体对 AI 的功能依赖对 T2 时自身的元认知能力有显著负向作用,包括对自身认知能力的自信(b = -0.19,p = 0.02),95% CI = [-0.34,-0.01],以及对自身思考过程的关注(b = -0.22,p = 0.01),95% CI = [-0.38,-0.03],H3 成立。而 T1 的 AI 依赖对个体后续的心理健康水平以及孤独感均无显著负向预测作用,H4、H5 不成立。

表 4 前因变量标准化结构方程模型结果

变量	技术接受			人机信任			工作复杂性			孤独感			神经质		
	b	*SE*	*p*	*b*	*SE*	*p*	*b*	*SE*	*p*	*b*	*SE*	*p*	*b*	*SE*	*p*
T2 功能依赖	0.22	0.07	0.01	0.15	0.09	0.07	0.24	0.07	0.01	0.18	0.07	0.01	0.16	0.07	0.02
T2 情感依赖	0.01	0.08	0.47	0.26	0.07	0.01	0.16	0.07	0.01	0.37	0.06	0.01	0.23	0.07	0.01

表5　后果变量标准化结构方程模型结果

变量	T1 功能依赖			T1 情感依赖		
	b	*SE*	*p*	*b*	*SE*	*p*
孤独感	0.06	0.09	0.26	0.19	0.09	0.01
认知自信	−0.19	0.09	0.02	−0.07	0.09	0.20
认知自我意识	−0.22	0.09	0.01	−0.05	0.09	0.30
心理健康	0.12	0.09	0.11	−0.08	0.09	0.18

4　讨论

通过梳理现有文献，确定了AI依赖问卷的结构及初始题项。并通过项目分析和探索性因子分析，最终筛选出12个条目，形成功能依赖和情感依赖两个维度。随后通过验证性因子分析以及信效度检验，确立了AI依赖的正式问卷。

在最终形成的AI依赖二维度模型中，用户对AI的技术接受度及其所从事任务的复杂性，均会驱使个体对AI产生功能依赖。AI的功能便利性在提供工具价值的同时，也会削弱用户的批判性思维和独立思考能力，而这种元认知懒惰可能会进一步加剧个体对工具型AI的使用与依赖。当用户情绪低落、压力过大或孤独感较强时，聊天机器人可以通过即时的反馈提供情感支持和陪伴，满足用户对无条件支持和理解的渴望。然而值得注意的是，虽然与聊天机器人的互动可在短期内缓解孤独感，这种情感依赖的加深反而可能加剧孤独体验——人们越是依赖虚拟陪伴，现实中的社交联结就越可能被削弱，从而形成“依赖－孤独”的循环强化机制（Pentina et al.，2023），这也和前述研究结果不谋而合。总的来说，功能依赖和情感依赖分别指向了个体在工具性和情感性需求上的不同表现，但两者都反映了当代人对AI的高度依赖，这种依赖既是技术发展的产物，也是现代社会心理需求的映射。

研究采用多种策略获得了AI依赖问卷的信效度证据。首先，总问卷和两个维度的Cronbach’s α系数均在0.80以上，表明问卷具有良好的内部一致性。其次，问卷间隔两个月的重测信度达0.80以上，表明问卷稳定性良好。再次，验证性因子分析各项拟合指数均达标，说明本问卷结构效度良好。另外，研究基于变量关系理论网络检验效度的结果，从横向（见表2、表3）和纵向（见表4、表5）看，均呈现出合理的相关或预测关系。就同一时间段而言，个体的技术接受程度与AI功能依赖显著正相关，而人机信任不仅与功能依赖，还与情感依赖维度显著正相关；用户工作复杂度与功能依赖正相关，个体孤独感和神经质程度与AI情感依赖维度正相关；个体AI功能依赖水平与其认知能力呈显著负相关；此外，用户的AI情感依赖与心理健康水平正相关，这可能是因为在同一时间段内用户使用AI聊天机器人以获取情感支持，其有益于当前的心理健康。从长时间来看，用户的技术接受度显著正向预测AI功能依赖，人工智能信任显著正向预测情感依赖，神经质或是孤独感会驱使用户对AI产生依赖，包括功能以及情感方面的依赖，而对于用户的元认知能力，只有功能上的依赖而非情感上的依赖会对其造成显著负面影响。

值得注意的是，有部分数据结果并不符合前文假设。第一，人机信任并未显著正向预测工具型AI依赖。Ross等人（2008）在他们的研究中指出，相比于与个人感受相联结的情感依赖，工具型AI的依赖路径可能受到更多实际操作因素的影响，如任务需求、个人能力等，因此这些因素在短期内可能不容易通过“主观信任感”来全面反映。第二，任务复杂性不仅正向预测功能依赖，也对情感依赖具有显著预测作用。这可能是因为从事高复杂工作的用户与AI目标高度一致，在协作中容易感知到更多的温暖，进而产生一定程度的情感依赖（McKee et al.，2023）。最后，对于心理健康的影响路径，尽管已有研究证明技术过度依赖可能损害心理健康，但对于AI这一信息技术，相关研究表明当前对于AI的依赖并不能预测随后心理健康问题（Xie & Wang，2024）。

另外，部分参考网络成瘾、手机成瘾问卷所编制的题目（s1、s12、s5、s13和s20）未保留为最终的测题。这些题目的内容包括近期高强度使用AI、无法控制使用行为、无法使用就会产生不安的戒断反应以及使用AI对自身现实生活产生负面影响等，表明当前用户对于AI的依赖尚未在成瘾、无法控制、对社会功能产生损害等内容上产生分化。随着AI技术向日常生活全域渗透，这种依赖可能会逐步演化为病理性黏着，后续研究可建立动态监测以识别依

赖行为的质变临界点。

综上，研究基于 AI 在不同领域的应用以及技术接受理论、计算机拟人化交互等理论的支持开发了具有良好信效度的 AI 依赖双维度问卷。这突破了 Morales - García 等人(2024)单维度 AI 依赖的理论局限，为定位用户依赖类型，理解和评估用户的依赖程度，提供了更合理的工具。

当前研究编制的 AI 依赖问卷仍存在一定的不足：首先，被试以高校学生为主，这种年龄与教育水平分布的集中性可能削弱研究结论的生态效度；其次，样本的文化背景呈现较高同质性，这可能会限制问卷的跨文化普适性，未来可以考虑纳入更广泛群体及多文化样本，进一步验证该问卷的信效度和适用性。

参考文献

陈璟浩，贾枫，刘乾玺.(2024).期望一致与技术接受：公众对政务数字人接纳意愿研究.*农业图书情报学报*，*36*(6)，16 - 33.

陈志敏，吴力波.(2024).*未来已来：2025 人文社会科学智能发展蓝皮书*.上海：复旦大学出版社.

范文超，符仲芳，徐慰，朱雅雯，余萌，王建平.(2017).元认知问卷在中国大学生中的修订.*中国临床心理学杂志*，*25*(3)，448 - 452.

张家铖，沈阳.(2024).AI 认知依赖的多维影响与应对策略研究.*新媒体与社会*，*14*(2)，38 - 48，401.

中国互联网络信息中心.(2024).*生成式人工智能应用发展报告*.中华人民共和国工业和信息化部. https://www.cnnic.cn/n4/2024/1216/c88 - 11196.html

周亮，黎芝，胡宓，肖水源.(2012).ULS - 8 孤独感量表信效度检验及其应用.*中南大学学报(医学版)*，*37*(11)，1124 - 1128.

Choudhary, V., Marchetti, A., Shrestha, Y. R., & Puranam, P. (2023). Human - AI ensembles: When can they work? *Journal of Management*, *51*(2), 536 - 569.

Davis, F. D. (1989). Perceived usefulness, perceived ease of use, and user acceptance of information technology. *MIS Quarterly*, *13*(3), 319 - 340.

De Freitas, J., Ü güralp, A. K., Ü güralp, Z., & Puntoni, S. (2024). AI companions reduce loneliness. *arXiv*. https://doi.org/10.48550/arXiv.2407.19096

Fan, Y., Tang, L., Le, H., Shen, K., Tan, S., Zhao, Y., Shen, Y., Li, X., & Gašević, D. (2024). Beware of metacognitive laziness: Effects of generative artificial intelligence on learning motivation, processes, and performance. *British Journal of Educational Technology*, *56*(2), 489 - 530.

Fu, K. W., Chan, W. S., Wong, P. W., & Yip, P. S. (2010). Internet addiction: Prevalence, discriminant validity and correlates among adolescents in Hong Kong. *The British Journal of Psychiatry*, *196*(6), 486 - 492.

Goodman, A. (1990). Addiction: Definition and implications. *British Journal of Addiction*, *85*(11), 1403 - 1408.

Griffiths, M. (2005). A "components" model of addiction within a biopsychosocial framework. *Journal of Substance Use*, *10*(4), 191 - 197.

Hoff, K. A., & Bashir, M. (2015). Trust in automation: Integrating empirical evidence on factors that influence trust. *Human Factors*, *57*(3), 407 - 434.

Hu, B., Mao, Y., & Kim, K. J. (2023). How social anxiety leads to problematic use of conversational AI: The roles of loneliness, rumination, and mind perception. *Computers in Human Behavior*, *145*(8), 107760.

Jin, J. - L., & Deng, Y. - C. (2021). Analysis of drink - driving behavior: Considering the subjective and objective factors of drivers. *Traffic Injury Prevention*, *22*(3), 183 - 188.

Keiflin, R., & Janak, P. H. (2015). Dopamine prediction errors in reward learning and addiction: From theory to neural circuitry. *Neuron*, *88*(2), 247 - 263.

Lloret - Segura, S., Ferreres - Traver, A., Hernandez - Baeza, A., & Tomas - Marco, I. (2014). Exploratory item factor analysis: A practical guide revised and updated. *Anales de Psicología*, *30*(3), 1151 - 1169.

McCarthy, G. S., Truxillo, D. M., O'Shea, D. E., Brady, G. M., & Cadiz, D. M. (2024). The development and validation of a multidimensional perceived work ability scale. *Journal of Occupational Health Psychology*, *29*(2), 90 - 112.

McKee, K. R., Bai, X., & Fiske, S. T. (2023). Humans perceive warmth and competence in artificial intelligence. *Iscience*, *26*(8), 107256.

Morales - García, W. C., Sairitupa - Sanchez, L. Z., Morales - García, S. B., & Morales - García, M. (2024). Development and validation of a scale for dependence on artificial intelligence in university students. *Frontiers in Education*, *9*(3), 1323898.

Morgeson, F. P., & Humphrey, S. E. (2006). The Work Design Questionnaire (WDQ): Developing and validating a comprehensive measure for assessing job design and the nature of work. *Journal of Applied Psychology*, *91*(6), 1321 - 1339.

Passi, S., Dhanorkar, S., & Vorvoreanu, M. (2024). *Appropriate reliance on Generative AI: Research synthesis* (Microsoft Technical Report MSR - TR - 2024 - 7). Microsoft Corporation. https://www.microsoft.com/en - us/research/publication/appropriate - reliance - on - generative - ai - research - synthesis.

Peng, C., Zhang, S., Wen, F., & Liu, K. (2024). How loneliness leads to the conversational AI usage intention: The roles of anthropomorphic interface, para - social interaction. *Current Psychology*, *44*(10), 1 - 13.

Pentina, I., Hancock, T., & Xie, T. (2023). Exploring relationship development with social chatbots: A mixed - method study of Replika. *Computers in Human Behavior*, *140*(5), 107600.

Pérez, E. R., & Medrano, L. A. (2010). Anúlisis factorial exploratorio: Bases conceptuales y metodológicas. *Revista Argentina de Ciencias del Comportamiento (RACC)*, *2*(1), 58 - 66.

Rammstedt, B., & John, O. P. (2007). Measuring personality in one minute or less: A 10 - item short version of the Big Five Inventory in English and German. *Journal of Research in Personality*, *41*(1), 203 - 212.

Roberts, J. A., Pullig, C., & Manolis, C. (2015). I need my smartphone: A hierarchical model of personality and cell - phone addiction. *Personality and Individual Differences*, *79*(7), 13 - 19.

Ross, J. M., Szalma, J. L., Hancock, P. A., Barnett, J. S., & Taylor, G. (2008). The effect of automation reliability on user automation trust and reliance in a search - and - rescue scenario. *Proceedings of the Human Factors and Ergonomics Society Annual Meeting*, *52*(19), 1340 - 1344.

Russell, S. J., & Norvig, P. (2022). *Artificial intelligence: A modern approach* (4th ed.). Pearson.

Sairitupa - Sanchez, L. Z., Collantes - Vargas, A., Rivera - Lozada, O., & Morales - García, W. C. (2023). Development and validation of a scale for streaming dependence (SDS) of online games in a Peruvian population. *Frontiers in Psychology*, *14*(8), 1184647.

Topp, C. W., Østergaard, S. D., Søndergaard, S., & Bech, P. (2015). The WHO - 5 Well - Being Index: A systematic review of the literature. *Psychotherapy and Psychosomatics*, *84*(3), 167 - 176.

Venkatesh, V., & Davis, F. D. (2000). A theoretical extension of the technology acceptance model: Four longitudinal field studies. *Management Science*, *46*(2), 186 - 204.

Wang, W., & Siau, K. (2019). Artificial intelligence, machine learning, automation, robotics, future of work and future of humanity: A review and research agenda. *Journal of Database Management*, *30*(1), 61 - 79.

Xie, Z., & Wang, Z. (2024). Longitudinal examination of the relationship between virtual companionship and social anxiety: Emotional expression as a mediator and mindfulness as a moderator. *Psychology Research and Behavior Management*, *17*(1), 765 - 782.

Xu, M., David, J. M., & Kim, S. H. (2018). The fourth industrial revolution: Opportunities and challenges. *International Journal of Financial Research*, *9*(2), 90 - 95.

Yan, L., Greiff, S., Teuber, Z., & Gašević, D. (2024). Promises and challenges of generative artificial intelligence for human learning. *Nature Human Behaviour*, *8*(10), 1839 - 1850.

Development and Validation of a Scale for Dependence on Artificial Intelligence

Sun Xuerui　Bi Chongzeng

(Research Center for Psychology and Social Development, Faculty of Psychology, Southwest University, Chongqing 400715)

Abstract: Objective: To develop an artificial intelligence dependence questionnaire (AID - Q) and evaluate its reliability and validity. Method: A theoretical model was constructed through systematic literature review to design a two - dimensional AID - Q. A total of 821 individuals were obtained through convenience sampling for item analysis and psychometric evaluation. Results: The final 12 - item scale comprises two dimensions—functional dependence and emotional dependence—accounting for 74.31% of total variance. Confirmatory factor analysis showed that the two - dimensional factor model fitted the data well ($\chi^2(53) = 137.90$, $p < 0.01$, CFI = 0.95, TLI = 0.94, SRMR = 0.05, RMSEA = 0.07). The overall Cronbach's α coefficient of the questionnaire was 0.89, and its two - month test - retest reliability was 0.83. The results of the correlational analysis indicated that AI dependence demonstrated reasonable associations or predictive relationships with the relevant variables. Conclusion: The AID - Q demonstrates good reliability and validity and can serve as an effective tool for assessing AI dependence.

Key words: artificial intelligence; AI dependence; reliability; validity