

人工智能依赖评估工具的研究进展及护理启示

李珊¹, 查荣苹², 陈雨菡², 黄润², 王莉², 何雪花², 吴黎莉², 宫晓艳², 刘经邦²

摘要: 本文对人工智能依赖评估工具的研究进展进行综述,系统梳理人工智能依赖的概念、理论基础、主要评估工具及其心理测量学特性,并从护理视角提出相关启示,以期护理教育、管理和实践提供参考。

关键词: 人工智能; 人工智能依赖; 评估工具; 综述文献; 护理

中图分类号: R47; TP18 **DOI:** 10.3870/j.issn.1001-4152.2026.15.113

Research progress and nursing implications of artificial intelligence dependence assessment tools

Li Shan, Zha Rongping, Chen Yuhua, Huang Run, Wang Li, He Xuehua, Wu Lili, Gong Xiaoyan, Liu Jingbang. Nursing School of Zhejiang Chinese Medical University, Hangzhou 310053, China

Abstract: This article reviews the concept of artificial intelligence (AI) dependence, theoretical foundations, main assessment tools and their psychometric properties. Furthermore, it proposes relevant implications from the perspective of nursing, aiming to provide references for nursing education, management and practice.

Keywords: artificial intelligence; artificial intelligence dependence; assessment tool; literature review; nursing

随着人工智能(Artificial Intelligence, AI)技术和应用工具的快速迭代,护理领域面临着智能化的变革需求与挑战^[1]。其中以大型语言模型(Large Language Models, LLMs)为代表的生成式人工智能(Generative AI, GenAI)快速发展,展现了强大的自然语言理解、内容生成和逻辑推理能力,为护理教育、研究和临床实践的发展提供了动力^[2-3]。在护理领域,临床护士、护理学生等群体 AI 使用场景广泛,包括信息获取、临床教学、辅助决策以及健康教育等^[4-5]。AI 具备实时个性化、自适应学习等特性,能够提供高度个体化的响应和情感支持,但也会使用户容易形成心理依赖^[6]。AI 依赖作为一种新型的技术依赖现象,目前尚无统一定义,不同于传统的互联网成瘾或智能手机依赖,其具有独特的表现形式和作用机制^[7-9]。已有研究表明,过度依赖 AI 可能导致认知能力退化、批判性思维削弱、自主学习能力下降等问题,甚至形成行为成瘾,严重影响个体的心理健康和社会功能^[10-11]。因此,如何科学评估和有效管理 AI 依赖已成为心理健康、教育管理和公共卫生领域亟待解决的重要问题。国内外学者已开发多种测评工具,覆盖学生、普通公众及特定 AI 使用群体,并在理论基础、评估维度、心理测量学特征及文化适配性方面存在差异^[12-14]。护理人员在临床实践、教育及科研工作中承担多样化角色,如何选择合适的评估工具了解自

身及相关人群的 AI 依赖水平,仍缺乏系统性证据。本综述系统梳理国内外 AI 依赖评估工具的研究进展,对各工具进行比较分析,并从护理视角探讨相关启示,以推动护理智能化的健康发展。

1 AI 依赖的概念与理论基础

1.1 AI 依赖的概念 AI 依赖作为一个新兴概念,其定义和理论框架尚处于发展和完善阶段。不同学者从不同视角对其进行了界定,尚未形成统一的定义。依赖是一个连续谱系概念,描述的是个体对技术工具从正常使用到过度依赖的程度变化,涵盖了从轻度功能依赖到严重心理依赖的整个区间;而成瘾是一个分类诊断概念,特指达到临床诊断标准的病理状态,需要满足一系列严格的诊断条目,AI 依赖与 AI 成瘾之间的概念边界存在模糊地带^[15-16]。部分研究视 AI 依赖为单维度的行为失控或功能损害,而更多学者主张其是一个涵盖功能、情感、认知及行为控制的多维度复杂现象^[17-18]。大部分研究将 AI 依赖指向一种超出合理范围的过度或问题性使用模式,并强调这种依赖会削弱个体的自主性与独立性,且常与认知能力减退、社会功能受损等负面后果相关联^[12,16]。AI 依赖的概念演变越来越清晰:正从早期的单维度行为描述,转向构建整合性的多维度模型;从关注外在使用频率,深入到探讨其背后的情感代偿、认知懒惰等心理机制;从通用概念,细化为针对教育、科研等特定领域和人群的情境化研究。本综述采纳多维度、整合性的视角,将 AI 依赖的操作性定义确定为:个体在学术、工作或日常生活中,对 AI 形成的一种持续性的、过度的心理和行为依赖倾向,其特征表现为在功能任务执行、情感调节支持以及高阶认知活动上,日益依赖 AI 作为替代或主要支持来源,并可能伴随对自主性、独立性及社会功能的潜在或实际削弱。这一定义

作者单位:1. 浙江中医药大学护理学院(浙江 杭州,310053);2.

浙江大学医学院附属邵逸夫医院护理部

通信作者:刘经邦,liujb@srrsh.com

李珊:女,硕士在读,主管护师,ls@srrsh.com

科研项目:浙江省医药卫生科技计划项目(2025HY0442; 2025HY0459)

收稿:2026-03-14;修回:2026-05-21

旨在区分建设性使用与问题性依赖,并为识别风险提供基础。在健康与护理领域,概念的明确能够引导护理人员安全、合理地使用 AI 工具,并加强对 AI 依赖的关注和进一步研究。

1.2 AI 依赖的理论基础 AI 依赖的理论基础源于多个心理学理论或模型。Griffiths^[19]提出的行为成瘾模型认为,成瘾行为的核心要素包括显著性、情绪调节、耐受性、戒断症状、冲突和复发。该模型为理解 AI 依赖提供了重要框架,将 AI 依赖视为一种行为成瘾,强调强迫性使用、失控感和负面后果。基于该理论开发的评估工具通常涵盖这些核心要素。技术接受模型认为,感知有用性和感知易用性是影响技术采纳的关键因素^[20]。在 AI 依赖情境下,感知有用性可能反常地促进依赖的形成。当个体认为 AI 比自己能力更强时,会产生无能感,进而更加依赖 AI,形成恶性循环。认知卸载理论提供了认知机制的解释,该理论认为,将复杂认知任务委托给外部工具可以提高效率,但过度卸载会导致内部认知能力下降^[21]。在 AI 情境下,个体将思考、决策等高级认知功能外包给 AI,长期来看可能造成认知能力退化,形成认知依赖。此外,自我决定理论强调自主性、胜任感和关系性三种基本心理需求的重要性^[22]。研究发现,AI 依赖与基本心理需求满足度呈负相关,依赖 AI 的个体可能正经历心理需求挫折,将 AI 作为一种补偿机制^[23]。目前无法使用单一理论完全解释 AI 依赖,因此 Wu 等^[18]提出将行为成瘾理论、技术接受模型和认知卸载理论整合,以涵盖情感、认知和行为等维度。其他理论基础还包括个体—情感—认知—执行交互模型、自我效能理论等,未来的理论发展必须考虑到 AI 区别于传统技术的独特可供性,以及其所创造的新型依赖路径。

2 AI 依赖评估工具

近年来,国内外研究者已开发多种 AI 依赖评估工具,其在理论基础、维度构成、适用人群和心理测量学性能等方面存在差异。依据适用人群的不同,现有工具大致可分为三类:针对学生群体的工具、面向大众的普适性工具以及面向特定 AI 应用人群的评估工具。经文献检索及筛选后共纳入 14 种 AI 依赖评估工具。

2.1 针对学生群体的工具

2.1.1 大学生人工智能依赖量表 (Scale for Dependence on Artificial Intelligence in university students, DAI) 由 Morales-García 等^[12]于 2024 年开发并验证,以行为成瘾的经典特征为主要理论参考。该量表仅包含 5 个条目,为单维度,旨在评估大学生对 AI 的依赖水平或倾向。采用 Likert 5 级评分法,1 分代表“完全不符合”,5 分代表“完全符合”。总分 5~25 分,得分越高说明个体对 AI 的依赖程度越高。该量

表在信效度方面表现出良好的心理测量学特性,探索性因子分析的方差贡献率为 65%,5 个条目的因子载荷为 0.622~0.869,共同度为 0.39~0.76;验证性因子分析中各目标标准化路径系数为 0.52~0.85。量表 Cronbach's α 系数和 McDonald's ω 系数均为 0.87。该量表主要应用于大学生群体,在不同性别间具有严格的测量等值性,适用于不同性别的比较研究。并已被后续研究用于验证大学生 AI 依赖与学术自我效能感^[24]、学习拖延症^[25]等变量之间的相关性,但研究未包含护理学生及护理领域的应用,也未见汉化研究。此外,该量表为单维结构,无法区分依赖行为背后的不同心理机制,这限制了其针对特定维度进行精准评估的价值。

2.1.2 问题解决中的生成式人工智能依赖行为量表 (Scale of Reliance on Generative AI during Problem-solving Tasks)

由 Hou 等^[26]于 2025 年开发,以问题式学习和问题解决过程为框架构建,分为反思性使用、谨慎性使用、无意识使用以及协作性使用 4 个依赖行为维度。每个维度 4 个条目,共 16 个条目,用于测量本科生在基于问题的学习情境中使用 GenAI 的行为模式。采用 Likert 5 级评分法,1 分表示“几乎从不”,5 分表示“几乎总是”。总分 16~80 分,得分越高说明个体对使用 AI 解决问题的依赖程度越高。总量表 Cronbach's α 系数 0.84;探索性因子分析提取 4 个公因子;验证性因子分析在两个不同问题解决任务中均显示可接受的模型拟合。此外,学生与 GenAI 的聊天记录进一步支持量表能够反映学生在人机协同问题解决中的不同 AI 依赖行为模式。该量表有助于教育者识别潜在问题并设计针对性干预,但目前仅有英文版本,尚未见护理领域的应用验证。

2.1.3 中学生学业任务中的人工智能依赖问卷 (Questionnaire for Artificial Intelligence Dependence in Academic Tasks)

由 Castro 等^[27]于 2025 年开发,整合了技术依赖、行为成瘾以及数字素养等概念,并参考现有技术成瘾量表,用于针对性地评估中学生在学习环境中对 AI 的依赖程度。该量表包含 13 个条目 3 个维度,分别为对 AI 的信任(3 个条目)、信息排他性(6 个条目)以及 AI 素养(4 个条目)。采用 Likert 5 级评分法,1 分表示“非常不同意”,5 分表示“非常同意”。总分 13~65 分,得分越高提示学生在学术任务中表现出更明显的 AI 相关依赖倾向或 AI 使用依赖特征。问卷 3 个维度的 McDonald's ω 系数分别为 0.715、0.813 和 0.723。该问卷仅针对中学生学习场景,样本来源相对单一,其跨文化、跨年龄段的普适性有待进一步验证。

2.1.4 中国本科生人工智能依赖量表 (AI Dependence Scale for Chinese undergraduates, AIDep-22)

由 Wu 等^[18]于 2026 年编制,整合了行为成瘾理论、技术接受模型以及认知卸载理论,用于评估中国本科生

对 AI 的依赖程度。该量表包含情感依赖、功能依赖、认知依赖和失控 4 个维度 22 个条目,涵盖了过度依赖 AI 的情感调节、任务执行、认知卸载和行为失控等核心特征。采用 Likert 5 级计分法(1=非常不同意,5=非常同意)。总分 22~110 分,得分越高表示 AI 依赖水平越高。该量表总 Cronbach's α 系数 0.87;探索性因子分析提取 4 个公因子,累计方差贡献率 62.78%;验证性因子分析拟合指标良好($\chi^2/df=1.128$, CFI=0.994, TLI=0.993, RMSEA=0.018, SRMR=0.052)。该量表为高等教育情境下的 AI 依赖早期风险诊断提供了可靠工具,但目前仅在中国本科生这一特定群体中验证,尚未在护理领域应用。

2.1.5 学生生成式人工智能依赖问卷 于战宇等^[28]于 2026 年开发,以认知—情感—行为三元交互模型为总体框架,旨在评估高校学生对 GenAI 的心理依赖程度。该量表分为认知及行为依赖、功能依赖以及情感依赖 3 个维度,共 17 个条目。采用 Likert 5 级计分法(1=非常不同意,5=非常同意),得分越高,说明学生对 GenAI 的依赖程度越高。总量表 Cronbach's α 系数为 0.877,量表具有良好的聚合效度、区分效度以及效标关联效度,与社交媒体成瘾、AI 使用动机显著正相关。该量表专门针对 GenAI 依赖,现有验证样本主要为高校学生,尚未见其在护理学生、护理人员或护理教育领域中的应用和信效度检验。

2.1.6 中国大学生对话式人工智能依赖量表(Conversational AI Dependence Scale for Chinese College Students, CAIDS) Chen 等^[29]于 2025 年开发,以问题性互联网使用理论和行为成瘾模型为主要理论依据,并结合中国大学生对话式 AI 使用访谈资料构建。该量表包含 20 个条目,4 个维度分别为不可控性、戒断症状、情绪调节以及负面影响。采用 6 级计分法,1 分表示“完全不同意”,6 分表示“完全同意”。总分 20~120 分,得分越高表示对话式 AI 依赖水平越高。该量表 Cronbach's α 系数为 0.86。量表总分及其维度得分与社交媒体成瘾、孤独感、不安全依恋等指标显著正相关。该量表整合了成瘾行为与认知社会功能损害等特征,为识别风险学生和设计干预措施提供了有效工具,但目前主要应用于中国高校学生群体,未见护理领域的相关研究。

2.2 普适性工具

2.2.1 对话式人工智能依赖量表(Conversational AI Dependence Scale, CAID) Li 等^[30]于 2026 年开发,旨在评估中国成年互联网用户对对话式 AI 的依赖程度。该量表为双维度,工具性依赖和情感性依赖各 7 个条目,共 14 个条目。采用 Likert 5 级计分法(1=非常不同意,5=非常同意)。总分 14~70 分,得分越高表示相应维度的对话式 AI 依赖水平越高。两个维度的组合信度分别为 0.87 和 0.96, McDonald's ω 系数分别为 0.88 和 0.96。效标关联效度分析显示,工

具性依赖与尽责性、自我效能感负相关更强,情感性依赖与 AI 应用成瘾水平相关性更强,证实了其区分效度。该量表样本为自我报告依赖的用户,尚未见在护理领域的应用和验证,其跨人群的普适性存在局限。

2.2.2 大语言模型依赖量表(Large Language Model Dependence Scale, LDS) Li 等^[31]研制,其理论基础整合了人机信任模型与成瘾理论,分别用以解释用户对 LLMs 功能的过度信任以及因无法使用而产生的心理戒断反应。量表包括功能依赖、存在依赖 2 个维度 18 个条目。采用 Likert 5 级计分法(1=非常不同意,5=非常同意),总分 18~90 分,得分越高提示 LLMs 依赖程度越高。量表总体 Cronbach's α 系数 0.867;验证性因子分析模型拟合指标良好,聚合效度与区分效度符合标准。该量表主要面向频繁使用 LLMs 的中国成年用户群体,尚未被广泛应用于其他独立研究。

2.2.3 双维大语言模型依赖量表(LLM-D12) 由 Yankouskaya 等^[32]于 2025 年开发并验证,整合了认知卸载和社会交换等理论,用于评估用户对 LLMs 的依赖程度。量表包括工具性依赖(6 个条目)和关系性依赖(6 个条目)双维度结构。采用 6 级计分法,1 分表示“非常不同意”,6 分表示“非常同意”,其中关系性依赖维度中第 5 个条目反向计分。总分 12~72 分,得分越高,表示相应类型的 LLMs 依赖越强。2 个维度的 Cronbach's α 系数分别为 0.84 和 0.91,区分效度符合标准。该量表的阿拉伯语版^[33]、西班牙语版^[34]已在相应人群中进行验证,但相关研究成果尚未正式发表,也未见其在护理领域中的应用。

2.2.4 人工智能依赖问卷 由孙雪睿等^[14]基于技术接受理论、人机信任框架等多个相关理论编制,将 AI 依赖划分为功能依赖和情感依赖 2 个维度,共 12 个条目。采用 Likert 5 级计分法,1 分表示“非常不符合”,5 分表示“非常符合”。总分 12~72 分,得分越高,表示 AI 依赖程度越高。验证性因子分析表明两维度因子模型拟合良好,总问卷 Cronbach's α 系数为 0.89,间隔 8 周的重测信度为 0.83。变量关系网络检验结果显示,AI 依赖与理论预期的技术接受度、人机信任等前因变量和元认知能力等后果变量呈现合理的相关或预测关系。该量表的应用人群主要为中国普通 AI 用户,在编制和检验过程中,样本以高校学生和年轻成人为主,学历多为本科及以上,未被用于其他独立研究。与 LLM-D12 相比,两者虽均为双维结构,但开发语境、适用对象和计分方式不同,人工智能依赖问卷的测量对象更宽泛。

2.2.5 人工智能聊天机器人依赖量表(Artificial Intelligence Chatbot Dependence Scale) Zhang 等^[35]于 2025 年开发,以技术依赖和 AI 依赖相关研究为基础,结合重度 AI 聊天机器人使用者访谈编制。量表

为单维度 8 个条目,采用 Likert 7 级评分,1 分表示“非常不同意”,7 分表示“非常同意”。总分 8~56 分,得分越高表明个体对 AI 聊天机器人的依赖程度越高。探索性因子分析支持 8 条目单因子结构,累计方差贡献率为 58.42%;验证性因子分析显示模型拟合总体可接受;Cronbach's α 系数为 0.88, Spearman-Brown 分半信度为 0.86。但其同时效度、预测效度及性别测量等值性仍需进一步验证。其核心聚焦日常 AI 聊天机器人依赖,在广义 AI 素养研究中应结合研究目的,在跨文化使用前进行信效度验证与必要的适应性修订,目前仅有土耳其语版本得到验证^[36]。该量表与 CAID 研究对象存在交叉,严格而言,对话式人工智能是宽泛概念,AI 聊天机器人是其典型应用形态。

2.2.6 生成式人工智能依赖量表(Scale for Generative Artificial Intelligence Dependency) 由 Goh 等^[13]以行为依赖框架和自我决定理论为基础开发,旨在评估个体对 GenAI 的依赖程度。该量表包含认知专注、负面后果和戒断反应 3 个维度,共 11 个条目。采用 Likert 5 级计分法(1=非常不同意,5=非常同意),先分别计算 3 个维度的条目均分,再取各维度平均分为总量表得分。总分 1~5 分,得分越高,表示 GenAI 依赖水平越高。量表在不同验证样本中的 Cronbach's α 系数为 0.92~0.93,重测信度 0.87,并建立了跨性别和文化的测量不变性。但尚未见汉化版或中国人群验证,也未见其在护理学生、临床护士或护理教育领域中的应用。

2.3 面向特定人工智能应用人群的评估工具

2.3.1 教师生成式人工智能依赖量表 徐金润等^[37]于 2026 年开发,旨在评估中小学教师在履行教育教学职责时对 GenAI 的过度依赖水平。量表基于个体—情感—认知—执行交互模型,构建了包含认知卸载、行为惯化、情感联结、环境依从与弊害衍生 5 个维度的二阶结构模型,共 23 个条目。采用 Likert 5 级计分法,“非常不同意”至“非常同意”依次计 1~5 分。总分 23~115 分,得分越高,表明教师对 GenAI 的依赖程度越高。总量表 Cronbach's α 系数为 0.935,分半信度为 0.837,重测信度为 0.914,并在性别、学段与区域等群体间表现出良好的测量等值性。该量表跨教育阶段的普适性以及自评数据的客观性还未被验证,也未见护理领域的相关应用。

2.3.2 学术研究人员人工智能依赖量表(Scale for Measuring AI Dependency in Academic Research)

Sultana 等^[38]于 2026 年开发并验证,是针对学术环境设计的多维度心理测量工具。量表整合了个体—情感—认知—执行交互模型等多个理论模型,包含认知依赖、情感依赖、行为依赖 3 个维度 15 个条目,每个维度 5 个条目。采用 Likert 5 级计分,“非常不同意”至“非常同意”依次计 1~5 分。总分 15~75

分,得分越高提示对 AI 工具的依赖越强。总量表 Cronbach's α 系数为 0.86;预测效度方面,能显著预测与学术不端相关的变量。该量表专门针对学术研究者开发,为研究者自我评估和机构监测 AI 使用风险提供了实证工具。虽然样本覆盖医学与健康科学领域,但未提及护理领域样本,也未见其在护理领域中的应用和信效度检验。

3 AI 依赖评估工具比较分析

3.1 一般情况比较 通过对比国内外 AI 依赖评估工具,各量表在理论基础、维度结构、心理测量学特性和适用范围等方面存在异同。现有量表基于行为成瘾理论^[12]、认知卸载理论^[33]、个体—情感—认知—执行交互模型^[37]等,导致不同量表测量的构念可能存在差异;也有研究整合多种理论^[15,38],使得量表维度更加全面。未来仍需强化更多成熟理论框架的迁移应用,以更深入地揭示依赖的形成与干预机制。在维度数量上,量表呈现出从单维度向多维度演进的趋势,包括 AIDep-22、CAIDS 在内的多维度量表已能涵盖情感、功能、认知、行为等多个复杂侧面,这反映了学界对 AI 依赖现象的理解正从单一的功能性损害,转化为涉及认知、情感、行为及社会环境的复合心理状态^[15,26,29,37]。在心理测量学特性方面,多数量表在内部一致性和结构效度上表现良好,但部分存在内容效度与效标效度证据有限。在适用人群上,量表开发具有明确的人群针对性,除学生群体外,已有专门针对教师、研究人员等不同群体的工具^[37-38]。综合来看,现有量表的理论根基扎实、维度覆盖趋于全面、核心信效度初步达标且人群特异性增强,但各量表差异也较为显著。

3.2 现存问题分析 当前 AI 依赖评估工具的研究仍存在一定问题。由于 AI 依赖的概念界定尚未统一,研究者分别从行为成瘾、认知卸载、情感依附等不同视角提出定义,说明量表开发缺乏一致的理论框架,维度结构差异较大^[39]。核心维度如情感依赖、认知卸载等在不同量表中的纳入情况不一,影响了量表的内容效度和构念效度。虽然近年工具数量有所增加,但高质量量表有限,多数开发于 2024—2025 年,尚处早期验证阶段。研究多为横断面调查,缺乏纵向数据来追踪依赖的发展轨迹,且多数量表仅为研究工具,未建立临床切分标准,难以用于诊断和干预评估。此外,特殊人群适用性研究较为缺乏,现有量表主要针对学生和一般人群,缺乏针对医护人员等特定职业,以及青少年、老年人等特定年龄段的专门工具;临床人群与弱势群体的 AI 依赖风险也缺乏针对性的评估工具。在方法学与技术应用层面,评估主要依赖自陈量表,存在社会期望偏差等问题;缺乏基于行为数据、生理指标的客观测量方法,多模态评估尚未实现。总体而言,该领域工具已具备较好的研究基础,针对

现存问题,未来 AI 依赖评估工具的研究方向应聚焦于建立统一的理论框架与核心定义,整合多理论视角并定期更新以适应技术演进;拓展特殊人群适用性,开发针对不同职业、年龄段及临床人群的专用量表;加强纵向追踪与临床应用转化,研究依赖的发展轨迹并建立临床诊断标准;创新评估方法学,探索结合行为数据、生理指标的多模态客观测量。此外,开发过程需遵循更严格的方法学标准,并加强对依赖动态转化机制及有效干预策略的探索。

4 AI 依赖评估工具的护理启示

AI 依赖作为一个新兴的公共健康议题,对护理教育、护理管理与实践以及科研等提出了新的挑战和机遇。护理工作者应关注 AI 依赖对护理各个领域以及对个体身心健康的影响,并发挥积极作用。

4.1 AI 依赖评估工具的教学应用与能力培养 护理教育是预防和干预 AI 依赖的重要防线,各类 AI 依赖评估工具为护理教育者提供了科学的测评手段,具有重要的教学应用价值。护理教育者应将 AI 依赖评估纳入教学体系,前瞻性地应对 AI 技术带来的双重影响,警惕护理学生以及临床护士的 AI 依赖及其带来的负面影响^[40-41]。可采用 AIDep-22 量表或学生生成式人工智能依赖问卷,对护理本科生、研究生和新入职护士进行入学或岗前基线调查,系统了解其 AI 使用现状和依赖程度,从而有效识别高风险群体,为后续针对性干预奠定基础^[42]。同时,在教学过程中应定期评估学生 AI 依赖程度变化,动态监测依赖发展趋势,及时调整教学策略。此外,AI 依赖评估工具还可作为评价指标,用于评估 AI 素养教育、批判性思维训练等干预措施的实施效果,为教学改革提供循证依据^[43]。护理教育应着力强化批判性思维培养,在教学中贯穿“人机协作”而非“人机替代”的核心理念,引导学生正确认识 AI 的工具属性及其局限性,培养其在 AI 辅助环境下保持独立判断和自主思考的能力^[44]。此外,在护理院校教育中可进行课程体系整合,在护理本科及研究生教育中增设 AI 素养、伦理与依赖相关内容^[12,15,45-46],以及护理人员在识别与干预 AI 依赖中的角色。在临床教学培训中必须强化人文关怀的核心价值,警惕 AI 依赖可能带来的情感代偿和人际疏离,培养护理人员在 AI 辅助下仍能保持独立判断和共情沟通的能力。

4.2 AI 依赖评估工具在临床护理与健康管理中的应用 护理服务对象涵盖普通公众、各阶段学生及特定 AI 使用群体。随着数字健康技术的发展,患者越来越多地利用 AI 进行健康信息检索、症状自诊和健康管理,这一趋势在提升健康自主性的同时也带来了潜在风险。因此,临床护理实践中需关注患者群体过度依赖 AI 进行健康信息检索与自诊的行为,开发相应工具以研究其对治疗依从性与效果的影响,将 AI

依赖的识别与干预整合到常规护理工作中^[29,47]。针对患者、家属等不同人群开展差异化教育,普及 AI 依赖的危害、健康使用策略及批判性评估 AI 生成的健康相关信息。对于已出现依赖症状的个体,提供认知行为干预,帮助其识别错误认知,设计逐步减少不合理使用的计划,并教授应对戒断焦虑的技巧^[48]。

4.3 AI 依赖评估工具的拓展应用与护理科研创新

护理学界应积极开展研究,推动工具开发、机制研究与循证实践,为临床实践提供依据。除开发针对性评估工具外,应积极进行工具的有效应用,调查护理人员、护理学生以及护理服务对象的 AI 依赖水平及影响因素;运用纵向研究设计,探讨 AI 依赖水平的动态变化以及对个体的长期影响^[49]。护理学者应基于现有理论框架和实证证据,设计并验证针对护理人群特点的 AI 依赖综合干预方案,干预内容可涵盖 AI 素养教育、批判性思维训练、正念使用习惯培养等多个层面。同时,应采用随机对照试验等严格设计,系统评价不同干预模式如健康教育、认知行为训练、行为契约等方法的应用效果,明确最优干预策略。此外,应立足护理临床情境,系统构建 AI 健康使用的促进策略和最佳实践指南,为护理人员提供切实可行的操作指引。护理学界应主动与心理学、计算机科学、医学伦理学等相关学科开展深度合作,建立跨学科研究团队,共同推动 AI 依赖评估工具的开发与验证、干预策略的设计与评价等系统性研究;应积极参与健康领域 AI 产品的伦理使用规范制定,贡献护理视角的专业意见,并倡导负责任的人机交互设计理念,推动 AI 技术的健康可持续发展。

5 小结

本文系统综述了 AI 依赖评估工具的研究进展,对多种国内外开发的评估工具进行了比较分析。AI 依赖评估工具的开发仍处于早期阶段,虽然已有一些高质量的工具出现,但仍存在诸多挑战。护理人员应积极参与针对性工具开发、开展有效教学干预、推动护理实践与研究融合等。未来,随着 AI 技术的持续发展和社会接受度的提高,AI 依赖现象将更加普遍和复杂。护理学界需要持续关注这一新兴领域的进展,加强跨学科合作,为 AI 依赖的评估、干预和预防提供护理专业的解决方案,促进护理智能化的安全、健康发展。

参考文献:

[1] Hobensack M, von Gerich H, Vyas P, et al. A rapid review on current and potential uses of large language models in nursing [J]. Int J Nurs Stud, 2024, 154: 104753.

[2] Bedi S, Liu Y, Orr-Ewing L, et al. Testing and evaluation of health care applications of large language models: a systematic review[J]. JAMA, 2025, 333(4): 319-328.

[3] El Arab R A, Al Moosa O A, Abuadas F H, et al. The

- role of AI in nursing education and practice;umbrella review[J]. *J Med Internet Res*,2025,27:e69881.
- [4] Dai Q, Li M, Yang M, et al. Attitudes, perceptions, and factors influencing the adoption of AI in health care among medical staff: nationwide cross-sectional survey study[J]. *J Med Internet Res*,2025,27:e75343.
 - [5] Labrague L J, Aguilar-Rosales R, Yboa B C, et al. Student nurses' attitudes, perceived utilization, and intention to adopt artificial intelligence (AI) technology in nursing practice:a cross-sectional study[J]. *Nurse Educ Pract*, 2023,73:103815.
 - [6] Xu S, Ma T C. Depression intervention using AI chatbots with social cues;a randomized trial of effectiveness [J]. *J Affect Disord*,2025,389:119760.
 - [7] Zhang S, Zhao X, Zhou T, et al. Do you have AI dependency? The roles of academic self-efficacy, academic stress, and performance expectations on problematic AI usage behavior[J]. *Int J Educ Tech High Educ*,2024,21(1):34.
 - [8] Zhang L, Xu J. The paradox of self-efficacy and technological dependence:unraveling generative AI's impact on university students' task completion[J]. *Internet High Educ*,2025,65,100978.
 - [9] Zhai N, Ma X, Ding X. Unpacking AI chatbot dependency;a dual-path model of cognitive and affective mechanisms[J]. *Information*,2025,16(12):1025.
 - [10] Huang S, Lai X, Ke L, et al. AI technology panic:is AI dependence bad for mental health? A cross-lagged panel model and the mediating roles of motivations for AI use among adolescents[J]. *Psychol Res Behav Manag*,2024,17:1087-1102.
 - [11] Ahmad O, Maliha H, Ahmed I. AI syndrome:an intellectual asset for students or a progressive cognitive decline[J]. *Asian J Psychiatry*,2024,94:103969.
 - [12] Morales-García W C, Sairitupa-Sanchez L Z, Morales-García S B, et al. Development and validation of a scale for dependence on artificial intelligence in university students[J]. *Front Educ*,2024,9:1323898.
 - [13] Goh A, Hartanto A, Majeed N M. Generative artificial intelligence dependency: scale development, validation, and its motivational, behavioral, and psychological correlates[J]. *Comput Hum Behav Rep*,2025,20:100845.
 - [14] 孙雪睿,毕重增. 人工智能依赖问卷的编制及其信效度检验[J]. *心理学探新*,2025,45(5):396-403.
 - [15] Ciudad-Fernández V, von Hammerstein C, Billieux J. People are not becoming "Alholic":questioning the "ChatGPT addiction" construct[J]. *Addict Behav*,2025,166:108325.
 - [16] Maral S, Nayci N, Bilmez H, et al. Problematic ChatGPT Use Scale; AI-human collaboration or unraveling the dark side of ChatGPT[J]. *Int J Ment Health Addiction*, 2026,24:2369-2395.
 - [17] Yang Z, Deng H, Jiang N. The impact mechanism of artificial intelligence dependence on college students' innovation capability: an empirical study from China [J]. *Front Psychol*,2025,16:1732837.
 - [18] Wu H, Ni H, Luo W, et al. Development and validation of the AI dependence scale for Chinese undergraduates and a preliminary exploration[J]. *Front Psychol*,2026,16:1725393.
 - [19] Griffiths M D. A "components" model of addiction within a biopsychosocial framework[J]. *J Substance Use*,2005,10(4):191-197.
 - [20] Venkatesh V, Thong J, Xu X. Unified theory of acceptance and use of technology: a synthesis and the road ahead[J]. *J Assoc Inform Syst*,2016,17(5):328-376.
 - [21] Grinschgl S, Papenmeier F, Meyerhoff H S. Consequences of cognitive offloading:boosting performance but diminishing memory[J]. *Q J Exp Psychol (Hove)*,2021,74(9):1477-1496.
 - [22] Ryan R M, Deci E L. Self-determination theory and the facilitation of intrinsic motivation, social development, and well-being[J]. *Am Psychol*,2000,55(1):68-78.
 - [23] Pantic I V. Introducing the AI addiction scale (AIAS-21): a screening tool for problematic AI use[J]. *Eur Child Adolesc Psychiatry*,2026,35(1):297.
 - [24] Estrada-Araoz E G, Mamani-Roque M, Quispe-Aquise J, et al. Academic self-efficacy and dependence on artificial intelligence in a sample of university students[J]. *Sapienza Int J Interdiscip Stud*,2025,6(1):e25008.
 - [25] Mukhtar M, Firdos S S, Zaka I, et al. Impact of AI dependence on procrastination among university students [J]. *Res J Psychol*,2025,3(1):246-257.
 - [26] Hou C, Zhu G, Sudarshan V, et al. Measuring undergraduate students' reliance on generative AI during problem-solving:scale development and validation[J]. *Comput Educ*,2025,234:105329.
 - [27] Castro R, Aste W, Quezada J, et al. Artificial intelligence dependence in academic tasks: design and validation of the SAID questionnaire[J]. *Online Journal of Communication and Media Technologies*,2025,15(4):e202529.
 - [28] 于战宇,闫嘉琪. 学生生成式人工智能依赖问卷:编制及网络分析验证[J]. *远程教育杂志*,2026,44(1):83-91.
 - [29] Chen Y, Wang M, Yuan S, et al. Development and validation of the conversational AI dependence scale for Chinese college students [J]. *Front Psychol*, 2025, 16: 1621540.
 - [30] Li L B, Wang T Y, Wang Y D, et al. Development and validation of the Conversational AI Dependence Scale (CAID): a dual-dimensional measure of instrumental and emotional dependence[J]. *Int J Hum Comput Interact*, 2026;doi.org/10.6084/m9.figshare.31177112.
 - [31] Li Z, Zhang Z, Wang M, et al. From assistance to reliance: development and validation of the large language model dependence scale [J]. *Int J Inform Manag*, 2025, 83: 102888.
 - [32] Yankouskaya A, Babiker A, Rizvi S, et al. LLM-D12: a dual-dimensional scale of instrumental and relational dependencies on Large Language Models[J]. *ACM Tran-*

- sactions on the Web,2025,37(3):1-23.
 - [33] Alshakhsi S, Yankouskaya A, Liebherr M, et al. Measuring large language models dependency: validating the Arabic Version of the LLM-D12 Scale[EB/OL]. (2025-08-23)[2026-02-20]. <https://ArXiv,abs/2508.17063>.
 - [34] Bao T G, El-Haj M, Al-Shakhsi S, et al. Developing and validating the Spanish Version of the Large Language Models Dependency Scale (LLM-D12-SP) [EB/OL]. [2026-03-08]. <https://www.researchsquare.com/article/rs-8940489/v1>.
 - [35] Zhang X, Yin M, Zhang M, et al. The development and validation of an artificial intelligence (AI) chatbot dependence scale[J]. *Cyberpsychology, Behavior, and Social Networking*,2025,28(2):126-131.
 - [36] Çakmak B, Özdemir E, Koç Ö, et al. From prompts to dependency: standardization of the AI Chatbot Dependence Scale in a Turkish context and associations with big five personality traits[J]. *Int J Hum Comput Interact*, 2026; 1-15. doi. org/10. 1080/10447318. 2026. 2629519.
 - [37] 徐金润,田茂栋,胡典顺. 教师生成式人工智能依赖量表: 开发与应用[J]. *远程教育杂志*,2026,44(1):92-102,112.
 - [38] Sultana A, Saleh M, Sellami A, et al. A multidimensional psychometric scale for measuring AI dependency in academic research[J]. *Int J Hum Comput Interact*, 2026;1-24. doi. org/10. 1080/10447318. 2026. 2629522.
 - [39] 代宝,郑怡晴,杨利英,等. 人工智能依赖:研究现状与展望[J]. *心理学通讯*,2025,8(3):197-206.
 - [40] 刘经邦,夏叶茹,王莉,等. 生成式人工智能在 ICU 初级模拟师资案例设计培训中的应用研究[J]. *中华护理教育*,2025,22(3):272-277.
 - [41] Liu J, Wang L, He X, et al. Leveraging generative artificial intelligence to enhance ICU novice simulation instructors' case design:a qualitative study[J]. *Clin Simul Nurs*,2025,105:101770.
 - [42] Almalki M, Sacgaca L, Pangket P, et al. Integration of artificial intelligence in nursing education:a cross-national exploration[J]. *BMC Nurs*,2025,24(1):1026.
 - [43] 秦羽,宋凡过,胡妍,等. 人工智能素养评估工具的研究进展及护理启示[J]. *护理学杂志*,1-5[2026-05-06]. <https://link.cnki.net/urlid/42.1154.r.20260427.1743.002>.
 - [44] 韩瑜,徐文博,王超,等. 基于扎根理论的 GenAI 赋能护理教育人机协同双核模型构建[J]. *护理学杂志*,2026,41(6):6-10,16.
 - [45] Hoelscher S H, Pugh A. N. U. R. S. E. S. embracing artificial intelligence:a guide to artificial intelligence literacy for the nursing profession[J]. *Nurs Outlook*,2025,73(4):102466.
 - [46] 孔含含,苏优峰,李环环,等. 临床护士人工智能素养现状及影响因素研究[J]. *护理学杂志*,2025,40(18):106-109.
 - [47] Gerçek A, Çiftci N, Durmuş M, et al. ChatGPT in nursing:applications, advantages, and challenges in education, research, and clinical practice [J]. *Ann Biomed Eng*,2025,53(11):3202-3207.
 - [48] Ma L, Zheng X, Zhou X. Portraits of college student types using generative AI for learning:an empirical study based on a survey of undergraduates from 20 universities nationwide[J]. *Journal of East China Normal University (Educational Sciences)*,2026,44(1),65-79.
 - [49] 伍顺比,杨文正. 教育场域中 AI 认知依赖形成机制与缓释路径:认知生态学的审思[J]. *电化教育研究*,2025,46(12):63-70,128.
- (本文编辑 宋春燕)
-
- (上接第 112 页)
- [31] Reljic D, Herrmann H J, Neurath M F, et al. Impact of different low-volume concurrent training regimens on cardiometabolic health, inflammation, and fitness in obese metabolic syndrome patients[J]. *Nutrients*,2025,17(3):561.
 - [32] Lee S, Spector J, Reilly S. High-intensity interval training programme for obese youth (HIP4YOUTH): a pilot feasibility study[J]. *J Sports Sci*,2016,35(18):1794-1798.
 - [33] Poon E T C, Little J P, Sit C H P, et al. The effect of low-volume high-intensity interval training on cardiometabolic health and psychological responses in overweight/obese middle-aged men[J]. *J Sports Sci*,2020,38(17):1997-2004.
 - [34] 李秀鹏,苏玉莹,王悦同,等. 低容量高强度间歇训练对肥胖或超重人群心血管疾病风险因子影响的 Meta 分析[J]. *中国组织工程研究*,2025,29(12):2590-2604.
 - [35] Sabag A, Way K L, Sultana R N, et al. The effect of a novel low-volume aerobic exercise intervention on liver fat in type 2 diabetes:a randomized controlled trial[J]. *Diabetes Care*,2020,43(10):2371-2378.
 - [36] Ross R, Blair S N, Arena R, et al. Importance of assessing cardiorespiratory fitness in clinical practice: a case for fitness as a clinical vital sign:a scientific statement from the American Heart Association[J]. *Circulation*,2016,134(24):e653-e699.
 - [37] Trachsel L D, Nigam A, Fortier A, et al. Moderate-intensity continuous exercise is superior to high-intensity interval training in the proportion of VO₂ peak responders after ACS[J]. *Rev Esp Cardiol (Engl Ed)*,2020,73(9):725-733.
 - [38] Ekkekakis P, Biddle S J H. Extraordinary claims in the literature on high-intensity interval training (HIIT):IV. is HIIT associated with higher long-term exercise adherence? [J]. *Psychol Sport Exerc*,2023,64:102295.
 - [39] 何晓菲,朱蓝玉,李佳,等. 数字孪生在慢性病精准护理中的研究进展[J]. *护理学杂志*,2024,39(24):120-123.
- (本文编辑 宋春燕)