

• 研究荟萃 •

基于图机器学习的智能教育应用文献计量学分析

张山,刘璐,吴瑛

(首都医科大学 护理学院,北京 100069)

【摘要】目的 回顾 2014—2025 年间基于图机器学习的智能教育研究热点与趋势,为推动护理教育智能化发展提供参考。**方法** 研究选取 Web of Science 核心合集数据库、Pubmed、中国知网、万方数据知识服务平台和维普网,检索主题聚焦于图机器学习与教育领域,共获取 319 篇英文文献和 668 篇中文文献,通过 CiteSpace6.4.R2 软件进行可视化分析。**结果** 研究热点主要集中在图机器学习与智能教育技术基础、认知科学与学习机制研究、护理智能教育、应用与挑战等方面。**结论** 基于图机器学习的智能教育的未来研究趋势,将围绕图神经网络等核心技术的优化及护理教育场景的拓展,为智能教育模式转型提供了方向。

【关键词】 图机器学习;护理;智能化;教育;图神经网络

DOI:10.3969/j.issn.2097-1826.2026.04.021

【中图分类号】 R47-05 **【文献标识码】** A **【文章编号】** 2097-1826(2026)04-091-05

A Bibliometric Analysis of Intelligent Education Applications Using Graph Machine Learning

ZHANG Shan, LIU Lu, WU Ying (School of Nursing, Capital Medical University, Beijing 100069, China)

Corresponding author: WU Ying, Tel: 010-83911766

【Abstract】Objective This article reviews the research hotspots and trends in intelligent education based on graph machine learning from 2014 to 2025, aiming to provide reference for promoting the intelligent development of nursing education. **Methods** The study selected the Web of Science Core Collection database, PubMed, CNKI, Wanfang Data Knowledge Service Platform, and VIP Database, retrieving literature with topics focusing on graph machine learning and the field of education. A total of 319 English articles and 668 Chinese articles were obtained. Visual analysis was conducted using CiteSpace 6.4.R2 software. **Results** Research hotspots mainly focused on graph machine learning and the technological foundations of intelligent education, cognitive science and learning mechanism research, intelligent nursing education, and applications and challenges. **Conclusions** Future trends will revolve around the optimization of core technologies such as graph neural networks and the expansion of nursing education scenarios. This article provides direction for nursing educators to promote the transformation of intelligent education models.

【Key words】 graph machine learning; nursing; intelligence; education; graph neural network

[Mil Nurs, 2026, 43(04): 91-95]

2025 年 1 月,中共中央、国务院印发了《教育强国建设规划纲要(2024—2035 年)》^[1],提出促进人工智能助力教育变革,加强课程体系改革。在护理教育教学过程中,存在多种类型的图数据,如护理学知识结构图、临床操作流程图、护理教学资源推荐图等^[2]。图机器学习专注于处理图结构数据,在多个领域均有着广泛的应用,如推荐系统、知识图谱等^[3-4]。图机器学习通过构建和分析教育数据中的复杂关系网络,构建护理知识图谱帮助学生更直观地理解疾病与护理措施之间的关联,而基于图神经网络的

个性化推荐系统能够根据学生的学习能力差异,动态调整教学内容和资源推荐^[5-6]。因此,本文旨在采用文献计量学分析,梳理 2014—2025 年基于图机器学习的智能教育研究焦点与趋势,以期护理教育工作者推动护理学科智能化发展提供参考。

1 资料与方法

1.1 文献检索策略 Web of Science 核心合集数据库和 Pubmed 数据库为英文文献来源,检索主题聚焦于图机器学习与教育领域,并对纳入文献的参考文献进行回溯检索。英文检索策略为(“graph machine learning” OR “graph neural network” OR “graph convolutional networks” OR “graph attention networks”) AND (“education”)。中文文献检

【收稿日期】 2025-04-27 **【修回日期】** 2026-01-20

【基金项目】 国家自然科学基金项目(72304196)

【作者简介】 张山,博士,副教授,电话:010-83916504

【通信作者】 吴瑛,电话:010-83911766

索来源为中国知网(CNKI)、万方数据知识服务平台和维普网进行文献检索,检索策略如下: (“图机器学习”或“图神经网络”或“图卷积网络”或“图注意力网络”) AND (“教育” OR “教学”)。检索时间为2014年1月1日至2025年12月31日。

1.2 文献纳入与排除标准 文献纳入标准:(1)主题限定于“图机器学习”与“教育”领域;(2)文献类型限定为研究论文或综述;(3)文献语言为英文和中文。文献排除标准:(1)文献类型为会议摘要、社论、信件等非研究性文献;(2)文献中缺失摘要、关键词等关键数据;(3)重复发表的文献。文献筛选由2名研究者独立并行完成,首先对文献标题和摘要进行初筛,若出现分歧,由2名研究者讨论解决;如讨论后仍无法达成一致,则暂纳入全文进一步复筛。此后,2名研究者分别阅读全文,根据纳入与排除标准进行独立判断。若出现分歧,由2名研究者讨论解决;如讨论后仍无法达成一致,由第3名研究者进行最终裁决。

1.3 研究方法 采用 CiteSpace 6.4.R2 可视化工具,时间分区为1年,以捕捉研究热点的年度变化趋势,网络连接强度采用 Cosine 算法。(1)发文量:采用 Excel 软件对文献数量进行图表化展示;(2)关键词分析:选择关键词节点,设定前 30 阈值,运用最小生成树法和修剪切片网络技术对图谱进行优化,以确保图谱节点数量适中;(3)关键词聚类:采用 Log-Likelihood Ratio 算法对关键词进行聚类分析,用于提取最具代表性的术语,聚类模块值 $Q > 0.3$ 认为聚类结构显著,而聚类平均轮廓值 $S > 0.5$ 表明聚类结果合理^[7];(4)关键词突现: γ 设定为 0.8、最小持续时间为 1、灵敏度为 2.0。

2 结果

2.1 文献检索结果 初步检索获取 383 篇英文文献和 1305 篇中文文献,经剔除重复文献、阅读文题/摘要初筛、全文阅读复筛,最终纳入 319 篇英文和 668 篇中文文献。

2.2 发文量 2014—2025 年,中英文发文量呈上升趋势,2023 年中文年发文量首次超百篇(108 篇),见图 1。

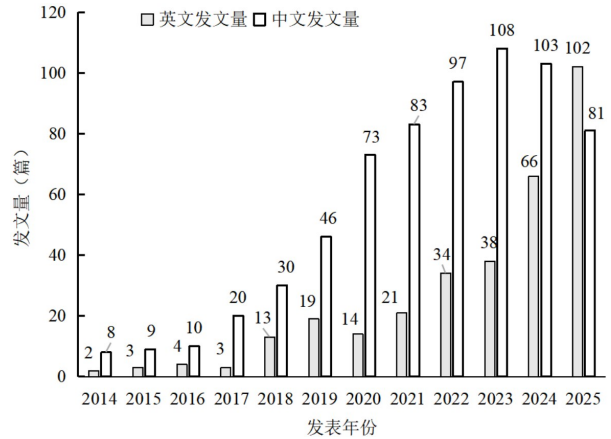


图 1 基于图机器学习的智能教育研究年发文量

2.3 高频关键词 通过对提取的关键词进行清洗和标准化处理,包括统一拼写和合并同义词,共识别出 262 个英文关键词,连线数量为 347 条,密度为 0.0101。共识别中文关键词 238 个,连线数量为 361 条,密度为 0.0128。出现频率最高的英文关键词为 graph theory(图理论),29 次;机器学习是出现频率最高(30 次)以及中心性最高(0.33)的中文关键词。排名前 20 关键词见表 1。

表 1 基于图机器学习的智能教育研究排名前 20 中英文关键词

序号	英文关键词	频次(n)	中心性	中文关键词	频次(n)	中心性
1	graph theory(图理论)	29	0.33	机器学习	30	0.33
2	graph neural networks(图神经网络)	29	0.01	深度学习	10	0.13
3	deep learning(深度学习)	28	0.13	知识图谱	8	0.06
4	knowledge tracing(知识追踪)	28	0.06	人工智能	5	0.06
5	connectivity(连接)	26	0.18	神经网络	5	0.08
6	functional connectivity(功能连接)	19	0.19	知识追踪	4	0.05
7	machine learning(机器学习)	16	0.12	智慧教育	3	0.01
8	data model(数据模型)	15	0.16	节点分类	3	0.03
9	model(模型)	14	0.21	图像分割	2	0.00
10	artificial intelligence(人工智能)	14	0.03	图卷积	2	0.02
11	intelligent education(智能教育)	12	0.04	图计算	2	0.01
12	predictive models(预测模型)	11	0.02	在线教育	2	0.02
13	graph convolutional networks(图卷积网络)	10	0.40	行为识别	2	0.00
14	brain networks(脑网络)	10	0.16	表示学习	2	0.07
15	Alzheimer's disease(阿尔茨海默病)	10	0.07	课程推荐	2	0.01
16	knowledge graph(知识图谱)	10	0.03	预测模型	2	0.00
17	feature extraction(特征提取)	10	0.03	特征选择	2	0.02
18	default mode network(默认模式网络)	9	0.09	图网络	2	0.00
19	cognitive impairment(认知障碍)	9	0.05	特征融合	2	0.01
20	educational data mining(教育数据挖掘)	8	0.02	图处理	2	0.01

2.4 关键词聚类分析 英文关键词聚类 Q 值为 0.6948,S 值为 0.9161,说明聚类结果合理,包括 # 0

alzheimers disease(阿尔茨海默病)、#1 graph theory(图理论)、#2 knowledge tracing(知识追踪)、#3 data models(数据模型)、#4 reinforcement learning(加强学习)、#5 artificial intelligence(人工智能)、#6 machine learning(机器学习)、#9 graph theoretical analysis(图论分析)。中文关键词聚类 Q 值为 0.820, S 值为 0.9635, 说明聚类结果合理, 包含 #0 机器学习、#1 人工智能、#2 表示学习、#3 深度学习、#4 图卷积、#6 加速器、#8 文字识别。

2.5 关键词突现分析 粗线的强度表示每个关键词的突现时期。如突现时间 2022—2025 年: model(模型)、classification(分类), 英文、中文突现词详见图 2、图 3,

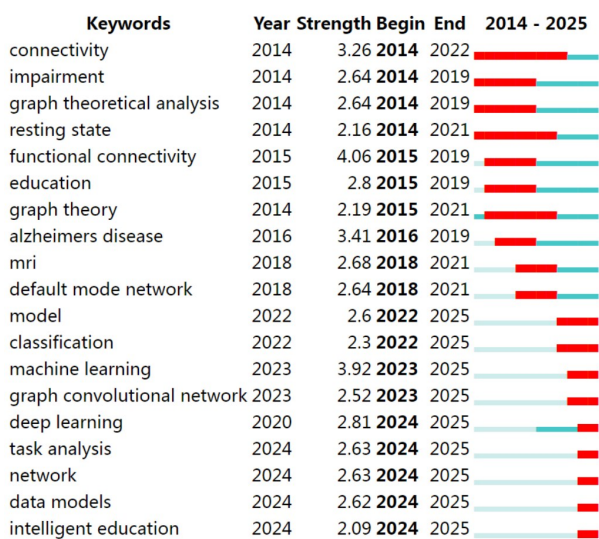


图 2 基于图机器学习的智能教育相关研究的英文突现词

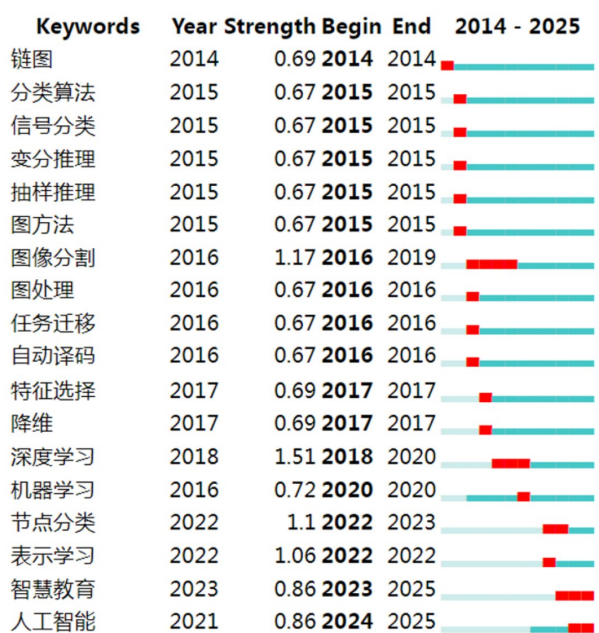


图 3 基于图机器学习的智能教育相关研究的中文突现词

3 讨论

3.1 基于图机器学习的智能教育研究的热点分析

3.1.1 图机器学习与智能教育技术基础的研究 本研究结果显示, 图理论、图卷积网络、机器学习等关键词频次高且中心性强, 表明图机器学习已成为智能教育技术的核心支撑。图理论为处理教育数据中的复杂关系提供了数学框架^[8], 而图神经网络则通过端到端学习自动提取图结构特征^[4,8]。例如, 原子婷等^[3]提出的基于图神经网络的个性化课程推荐算法, 能够有效捕捉用户-课程关系, 提升课程推荐性能。此研究热点的形成与近年来人工智能技术的突破性进展密切相关, 图神经网络能够捕捉知识点间的依赖关系, 从而更精准地建模学生学习路径^[9]。未来, 随着模型可解释性和计算效率的提升, 图机器学习有望进一步融入课堂教学全流程, 推动教育从经验驱动向数据驱动转型。

3.1.2 基于图机器学习的认知科学与学习机制研究

高频关键词聚类包括功能连接、脑网络、默认模式网络等, 反映了研究者借助图机器学习探索学习认知基础的研究方向。英文突现词分析显示, “功能连接”强度最高(4.06), 且持续时间较长(2015—2019年), 说明脑网络分析是长期热点。学习本质上是神经元连接的重塑, 而认知科学结合图论可量化脑区协同模式^[10-11]。例如, Pietzuch 等^[10]发现默认模式网络的异常连接与认知衰退相关; 而认知储备则通过提高网络效率补偿损伤^[12]。尽管上述研究多聚焦疾病, 但其揭示的脑网络可塑性机制对理解学生学习状态、设计认知训练方案具有重要启示。未来可将此类方法迁移至教育场景, 通过便携式脑电设备监测学生注意力变化, 动态调整教学节奏, 实现认知负荷的个性化管理。

3.1.3 基于图机器学习的护理智能教育研究

基于本研究高频关键词如知识图谱、智能教育、行为识别, 以及聚类关键词如表示学习、图卷积, 表明图机器学习为护理智能教育提供了核心技术。教育工作者借助图卷积网络、知识图谱等技术, 构建结构化的护理知识体系, 为护生提供概念导航与个性化学习路径推荐提供了支持^[5,13]。此外, 行为识别与图匹配算法将护理操作流程建模为图结构, 通过对比操作序列与标准流程的异同, 实现技能掌握的自动化评估与精准反馈^[13-14]。图机器学习正深度赋能护理教育, 推动护理教育向数据驱动智能化发展。

3.1.4 基于图机器学习的智能教育应用与挑战研究

知识追踪、预测模型、任务分析等关键词的出现, 标志着图机器学习正从理论走向教育实践。知识追踪技术通过建模学生知识状态, 可预测学习表现并

推荐资源^[15-16]。Lilan等^[17]基于图卷积网络构建的大学英语课程推荐系统,显著提升了选课匹配度。然而,该领域仍面临数据稀疏性、模型公平性等挑战^[18]。例如,如何构建高质量的知识图谱、如何有效融合多种教育数据以提升模型性能,以及如何确保算法在教育场景中的公平性和可解释性等。

3.2 基于图机器学习的智能教育发展趋势 基于图机器学习的智能教育研究发展趋势可分为两大方向,核心技术与方法的优化和应用场景的拓展。在核心技术层面,机器学习、深度学习、图卷积网络的持续突破,标志着人工智能技术正深度赋能智慧教育。图神经网络作为图机器学习的基础架构,能够建模学生、知识点、课程间的复杂关系,推动智能教育系统更加智能化和自适应^[3]。图卷积网络通过卷积操作提取图结构特征,可更精准地识别学习路径中的关键节点,为智慧教育提供数据驱动的模式识别能力^[19]。深度学习通过构建深层神经网络来模拟人脑的学习过程,具有强大的数据处理和特征提取能力,未来可进一步用于优化学习路径、提高学习资源的推荐精度等^[20]。

在应用场景拓展方面,任务分析和智慧教育的持续突破,知识图谱与知识追踪成为推动智能教育落地的核心引擎。知识图谱作为结构化的知识表示方式,将离散的知识组织为语义网络,为计算机理解教学内容、分析学习任务之间的逻辑关系奠定基础^[21]。同时,知识追踪技术通过对学生知识状态的时序建模,实时分析其在任务执行过程中的掌握情况,精准预测学习表现并提供即时反馈^[21]。图机器学习方法显著提升了知识追踪的准确性和效率,使智慧教育系统能够根据任务分析结果,动态调整资源推荐策略。

3.3 图机器学习在护理教育中的具体应用路径

3.3.1 构建护理知识图谱,实现知识结构化 护理知识体系庞杂,涉及基础医学、临床护理等。图机器学习通过图神经网络对教材、病例进行实体识别与关系抽取,自动构建包含疾病、症状、护理措施等节点的知识图谱^[22]。图卷积网络学习节点间语义关联,实现知识推理与补全^[22]。张山等^[23]已初步探索知识图谱在护理领域的应用,未来可结合教材和指南,构建覆盖全病程的知识库,嵌入虚拟仿真平台。

3.3.2 评估护生操作技能,实现精准反馈 在护理智能教育中,图机器学习可用于识别学生的学习风格、兴趣偏好等特征,结合知识追踪技术动态评估护生技能掌握水平,及时调整教学策略^[24-25]。Zhang等^[24]已将机器学习用于实验室安全教育,类似技术可延伸至操作技能评估,结合多模态传感器,构建更

全面的能力画像。

护理教育工作者可以将操作流程建模为图结构,利用图匹配算法对比护生操作序列与标准流程的异同,可实现自动化技能评估。例如,在静脉穿刺训练中,系统可识别遗漏消毒步骤、顺序错误等问题,并给出针对性反馈。

3.3.3 模拟临床决策,提升护生判断能力 临床决策能力是护理教育的核心,图神经网络能有效建模病例中患者信息与护理诊断、干预之间的复杂关系^[26-27]。例如,基于图卷积网络的个性化学习路径推荐算法,能够依据学习资源的特征和学习者的特征,计算出学习资源的重要性,为学习者推荐最优的学习路径,进而提升其学习能力^[28]。在护理教育中,教育工作者可基于真实病例数据训练决策模型,构建临床模拟训练系统,让护生在虚拟环境中面对病情变化,同时,模型实时提供决策建议并解释依据,以提升护生的临床决策和判断能力。

3.4 对护理工作者的启示与未来研究方向 综上所述,本文为护理工作者提供了未来研究方向,应主动与计算机科学、认知神经科学团队合作,将护理问题转化为可计算模型。

首先,护理工作者可进一步关注护理专用知识图谱的开发,通过整合教材、临床指南、病例信息等多源数据,设计适应护理学科特点的知识表示模型。其次,通过融合操作视频、生理信号等数据构建多模态技能评估系统,利用图神经网络识别护生或护士技能掌握程度,有针对性地提升其临床技能及决策支持能力。最后,通过开展随机对照试验,比较图机器学习辅助教学模式与传统教学的效果差异,进而验证智能工具的教学效果。

4 展望

本文对2014—2025年基于图机器学习的智能教育研究进行了回顾,研究热点主要集中在图机器学习与智能教育技术基础、认知科学与学习机制研究、护理智能教育、应用与挑战。未来,将围绕图神经网络等核心技术与方法的探索,以及应用场景的优化展开。图机器学习通过智能知识图谱构建与个性化能力评估,将会为护理教育提供精准化教学决策支持,也为推动智能护理教育模式转型提供实践参考。本研究存在的局限性为仅纳入5个数据库文献,可能会存在文献来源偏倚,今后研究可扩展至更多数据库,以更全面地反映图机器学习在智能教育领域中的应用。

【参考文献】

- [1] 中共中央国务院.《教育强国建设规划纲要(2024-2035年)》[EB/OL].[2025-01-27]. http://www.moe.gov.cn/jyb_xxgk/moe_

- 1777/moe_1778/202501/t20250119_1176193.html.
- [2] 康瑞赋,付烁瑾,王艳玲,等.元宇宙视角下护理教育的创新与展望[J].军事护理,2023,40(12):89-92.
- [3] 原子婷,王琪.基于图神经网络的个性化课程推荐算法研究[J].电脑知识与技术,2025,21(31):33-36.
- [4] JIANG G Y,GAO W J,TONG M J.The digital reform of Japanese classroom teaching modes under the graph convolutional neural network[J/OL]. [2026-02-16]. <https://ui.adsabs.harvard.edu/abs/2024IEEEA.1295118J>.DOI:10.1109/ACCESS.2024.3424442.
- [5] KOJAKU S,RADICCHI F,AHN Y Y,et al.Network community detection via neural embeddings[J/OL]. [2026-02-16]. <https://pmc.ncbi.nlm.nih.gov/articles/PMC11530665/>. DOI: 10.1038/s41467-024-52355-w.
- [6] 朱茜茜,张璐,孙一勤.知识图谱在护理学领域的应用进展[J].军事护理,2025,42(2):90-93.
- [7] CHEN C,HU Z,LIU S,et al.Emerging trends in regenerative medicine: a scientometric analysis in CiteSpace[J].Expert Opin Biol Ther,2012,12(5):593-608.
- [8] WANG J,GAO H,HAN Y,et al.MAGUS:machine learning and graph theory assisted universal structure searcher[J/OL]. [2026-02-16]. <https://pmc.ncbi.nlm.nih.gov/articles/PMC10275355/>. DOI:10.1093/nsr/nwad128.
- [9] WANG S J,NI L,ZHANG Z Y,et al.Multimodal prediction of student performance: a fusion of signed graph neural networks and large language models[J/OL]. [2026-02-16]. <https://webofscience.clarivate-cn-s.webvpn.ccmu.edu.cn/wos/woscc/full-record/WOS:001219579000001>.DOI:10.1016/j.patrec.2024.03.007.
- [10] PIETZUCH M,KING A E,WARD D D,et al.The influence of genetic factors and cognitive reserve on structural and functional resting-state brain networks in aging and Alzheimer's disease[J/OL]. [2026-02-16]. <https://pmc.ncbi.nlm.nih.gov/articles/PMC6414800/>.DOI:10.3389/fnagi.2019.00030.
- [11] 段玉凤.时序图神经网络支持的群体学习行为分析[J].长江信息通信,2025,38(11):88-90.
- [12] SERRA L,MANCINI M,CERCIGNANI M,et al.Network-based substrate of cognitive reserve in Alzheimer's disease [J]. J Alzheimers Dis,2017,55(1):421-430.
- [13] 张山,刘璐,吴瑛.知识图谱在医学护理教育领域中的应用现状[J].军事护理,2025,42(6):88-90,94.
- [14] 张山,陆观,刘璐,等.基于PADIS指南的知识图谱构建研究[J].医学信息杂志,2024,45(12):56-61.
- [15] XU L X,WANG Z L,ZHANG S J,et al.Modeling student performance using feature crosses information for knowledge tracing [J].IEEE Trans Learn Technol,2024,17:1364-1377.
- [16] 冯志峰.学习资源动态推荐模型研究——基于知识追踪和多模态知识图谱推理的融合[J].智能物联网技术,2025,57(3):86-90.
- [17] LILAN C,ZHONG J.Intelligent recommendation system for college English courses based on graph convolutional networks[J/OL]. [2026-02-16]. <https://pmc.ncbi.nlm.nih.gov/articles/PMC11031762/>.DOI:10.1016/j.heliyon.2024.e29052.
- [18] 刁丽娟,吴伟,李继朝,等.多视角驱动的个性化课程推荐研究[J].计算机时代,2025(11):7-12.
- [19] DONG Y,LIU Y X,DONG Y F,et al.Multi-knowledge enhanced graph convolution for learning resource recommendation [J/OL]. [2026-02-16]. <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0950705124001564>.DOI:10.1016/j.knosys.2024.111521.
- [20] WANG Q J,YU Z W.Deep learning-based scene processing and optimization for virtual reality classroom environments: a study [J].Trait Signal,2024,41(1):115-125.
- [21] DAI H,ZHANG Y P,YUN Y,et al.Adaptive Meta-knowledge dictionary learning for incremental knowledge tracing[J/OL]. [2026-02-16]. <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0952197624001271>.DOI:10.1016/j.engappai.2024.107969.
- [22] 张山,吴瑛.支气管哮喘患者护理教学内容知识图谱的构建[J].中华护理教育,2024,21(3):269-275.
- [23] 张山,高丽,王艳玲,等.基于知识图谱的“四维”《内科护理学》智慧服务体系的构建[J].护士进修杂志,2024,39(15):1644-1649.
- [24] ZHANG L J,WU J Z,WEI J X,et al.Enhanced laboratory safety education through interactive applications of machine learning-boosted image processing technologies[J].Trait Signal,2023,40(6):2623-2633.
- [25] 李思源,钟兴宇,李凯茵,等.基于多层图关系和强化学习的策略教学研究[J].计算机工程,2025,51(3):122-130.
- [26] BUCHANAN C,HOWITT M L,WILSON R,et al.Predicted influences of artificial intelligence on nursing education: scoping review[J/OL]. [2026-02-16]. <https://pmc.ncbi.nlm.nih.gov/articles/PMC8328269/>.DOI:10.2196/23933.
- [27] 尹帮治,石玲,李海滔.项目式学习行为的多模态数据融合方法研究[J].信息系统工程,2025(6):67-70.
- [28] ZHANG X M,LIU S,WANG H Y.Personalized learning path recommendation for e-learning based on knowledge graph and graph convolutional network[J].Int J Softw Eng Know,2023,33(1):109-131.

(本文编辑:王园园)

文稿中统计学符号规范化书写的要求

本刊严格遵守国家标准 GB 3358—93《统计学术语》的有关规定。为此,请作者书写统计学符号时注意以下要求:(1)样本的算术平均数用英文小写 \bar{x} ,不用大写 X ,也不用 Mean 或 M ;(2)标准差用英文小写 s ,不用 SD;(3)标准误用英文小写 $s_{\bar{x}}$,不用 SE;(4) t 检验用英文小写 t ;(5) F 检验用英文大写 F ;(6)卡方检验用希腊文小写 χ^2 ;(7)相关系数用英文小写 r ;(8)自由度用希腊文小写 ν ;(9)样本数用英文小写 n ;(10)概率用英文大写 P ;(11)以上符号 \bar{x} 、 s 、 $s_{\bar{x}}$ 、 t 、 F 、 χ^2 、 r 、 ν 、 n 、 P 均为斜体。请作者注意遵照执行。

本刊编辑部