

• 论 著 •

麻醉护理门诊健康教育智能问答系统的构建

宋宇¹, 马涛洪², 张利帆¹, 李佩佩¹, 曹培响¹

摘要:目的 基于深度学习技术构建麻醉护理门诊健康教育智能问答系统,提高患者麻醉知识获取的便捷性和准确性。**方法** 通过文献研究法获取麻醉健康知识,并结合3本权威教材构建麻醉护理健康教育知识图谱;使用深度学习模型提升系统的自然语言理解与推理能力。**结果** 构建的麻醉健康教育知识图谱网络包括18 672个实体和18 231条关系,麻醉护理门诊健康教育智能问答系统实体识别准确率为0.97,意图识别准确率为0.98。**结论** 该智能问答系统可以为患者提供便捷的麻醉咨询服务,帮助患者理解麻醉相关知识,推动麻醉护理智能化发展。

关键词:麻醉; 护理门诊; 健康教育; 深度学习; 智能问答系统; 知识图谱; 人工智能

中图分类号:R472.3;TP DOI:10.3870/j.issn.1001-4152.2025.21.016

Construction of an intelligent question answering system for health education in anesthesia nursing outpatient

Song Yu, Ma Taohong, Zhang Lifan, Li Peipei, Cao Peixiang.

School of Nursing, Shanxi Medical University, Taiyuan 030001, China

Abstract: **Objective** To develop an intelligent question answering system for health education in anesthesia nursing outpatient based on deep learning, so as to improve the convenience and accuracy of patients' acquisition of anesthesia knowledge. **Methods** Anesthesia health knowledge was obtained through literature research, and three authoritative textbooks were combined to construct a knowledge graph for anesthesia nursing health education; a deep learning model was used to improve the system's natural language understanding and reasoning capabilities. **Results** The constructed anesthesia health education knowledge graph network included 18,672 entities and 18,231 relationships, and the entity recognition accuracy of the intelligent question answering system for health education in anesthesia nursing outpatient was 0.97, and the intent recognition accuracy was 0.98. **Conclusion** This intelligent question answering system provides patients with convenient anesthesia consultation services, facilitates understanding of anesthesia related knowledge, and advances the intelligent development of anesthesia care.

Keywords: anesthesia; outpatient nursing; health education; deep learning; intelligent question answering system; knowledge graph; artificial intelligence

2024年11月,国家卫生健康委发布《卫生健康行业人工智能应用场景参考指引》^[1]明确人工智能在医疗服务领域中的应用场景,为其在医疗服务中的应用提供政策支持。现如今,人工智能技术已在医疗诊断、临床辅助决策等方面得到广泛应用^[2-3]。深度学习是人工智能技术的重要分支,通过模拟人脑神经元的连接和信息处理方式,构建深层神经网络模型,对海量数据特征进行提取^[4-5]。随着深度学习算法的不断创新,智能问答系统性能得到大幅提升,在护理领域中的应用日益广泛,如Qin等^[6]构建的智能问答系统为患者提供糖尿病全天候的健康咨询服务,有效缓解护理人力资源压力;李冉等^[7]构建的基于深度学习模型的中医药智能问答系统提高了患者信息获取的准确性与便捷性。随着我国疾病谱的改变和外科技术的发展,接受手术治疗的高危患者逐渐增加,高质量的麻醉护理是患者手术安全和术后快速康复的保

障^[8]。健康教育作为麻醉护理工作的重要组成部分,不仅有助于患者充分了解麻醉方式等相关知识,减轻术前焦虑和恐惧^[9],还能提高患者对麻醉及手术的依从性。然而,麻醉知识的相关健康教育易受到时间、场地的限制,仍存在不足。目前,尚未检索到麻醉护理健康教育智能问答系统的相关报道,本研究对麻醉健康知识进行深度学习并结合自然语言处理(Natural Language Processing, NLP)技术构建麻醉护理门诊健康教育智能问答系统,拟为患者提供精准便捷的麻醉健康咨询服务。

1 资料与方法

1.1 数据来源 以人民卫生出版社出版的《麻醉学》《现代麻醉学》《麻醉护理学》为基础框架,根据“6S”证据模型,采用主题词和自由词结合的方式检索麻醉健康教育相关内容。中文检索词为麻醉,麻醉护理;健康教育,健康宣教,教育,术前指导,术后指导;麻醉前,麻醉后,麻醉恢复期,麻醉复苏期。英文检索词为anesthesia, nurse anesthesia; health education, education; preoperative guidance, postoperative guidance; pre-anesthesia, post-anesthesia, anesthesia recovery period。检索Cochrane Library、BMJ Best Practice、

作者单位:1.山西医科大学护理学院(山西 太原,030001);2.山西医科大学第一医院手术供应室

通信作者:马涛洪,2442434977@qq.com

宋宇:男,硕士在读,学生,songy201909@163.com

收稿:2025-06-07;修回:2025-08-14

UpToDate、国际指南协作网 (Guidelines International Network, GIN)、英国国家卫生与临床优化研究所 (National Institute for Health and Care Excellence, NICE)、临床指南库、中国生物医学文献数据库、Embase、PubMed、中国知网、万方数据知识服务平台、维普网、医脉通等数据库和指南网;检索美国麻醉医师协会、中华医学会麻醉学分会等专业学会网站,进一步丰富数据来源。检索时限为建库至 2025 年 4 月 30 日。

1.2 文献纳入方法

1.2.1 文献筛选标准 纳入标准:研究对象为(拟)行手术麻醉的患者;研究内容为围术期麻醉健康教育;文献类型包括指南、专家共识、系统评价、临床决策、证据总结、团体标准等;语言:中文或英文。排除标准:重复发表的文献;翻译版本或已更新版本;文献信息不全,无法获取全文;质量评价为 C 级的文献。

1.2.2 文献质量评价标准 由 2 名研究者独立进行评价,当评价结果出现分歧或冲突时,由课题小组商议,最终决定文献纳入或排除。指南采用 AGREE II 评价工具,系统评价用 AMSTAR 评分系统,专家共识采用 JBI 循证卫生保健中心专家共识质量评价工具,证据总结采用 CASE 进行评价。本研究遵循高质量证据优先、循证证据优先、国内高质量指南与权威文献优先、最新证据优先的原则。

1.3 知识图谱的构建方法

1.3.1 本体层的构建 本体是对领域内概念及关系的一种明确化、规范化的描述^[10]。构建麻醉护理门诊健康教育的知识图谱本体层,能够为数据层提供框架基础。采用斯坦福大学医学院提出的“领域本体七步法”^[11] 构建麻醉护理门诊健康教育的本体,步骤如下:①确定本体领域和范围;②是否有可复用的本体;③列举关键术语;④定义类和类的等级关系;⑤定义类的属性;⑥定义属性的分面;⑦创建实例。以“全身麻醉健康教育”本体构建为例,关键术语包括全身麻醉过程、麻醉前准备、禁饮食等。定义的类包括顶层类“全身麻醉过程”及子类“麻醉前”“麻醉中”“麻醉后”“并发症”等;其中,“麻醉前”类定义了“患者评估”“术前用药”等属性,而“患者评估”属性可进一步通过分面(如“生理评估”“心理评估”)进行限定;最后,在“麻醉前准备”类下创建了实例“术前禁饮食”,并为其定义了“禁饮食时间”“患者反应”等属性。

1.3.2 数据层的构建 由 2 名完成知识图谱学习的研究者从教材及符合纳入与排除标准的文献中抽取麻醉健康教育相关原始数据。知识源中数据大多以连续性文本段落或表格等形式存在,将其整理为机器可读的规范格式便于实体抽取。实体间的关系采用人工提取,确保知识图谱中关系的准确性和逻辑性。利用 NLP 技术进行实体对齐,识别不同知识源中具有相同含义的实体名,如“全麻”和“全身麻醉”,并统一为标准

化的实体名,确保知识图谱中信息的严谨性。

1.3.3 知识图谱的储存与查询 将结构化的数据储存至 Excel 表格,随后转化为纯文本(Comma Separated Values, CSV)文件格式,利用 Python 中的 py2neo 包读取 CSV,并将其导入到图数据库中进行储存。本研究采用 Neo4j 图数据库进行知识图谱的储存,其具有开源、支持 Cypher 语句查询、提供可视化功能的特点。在 Neo4j 图数据库中,节点表示实体,边表示关系,构建出实体-关系-实体三元组,如全身麻醉健康教育-包括-全身麻醉过程。

1.4 深度学习

1.4.1 数据标注 采用 BIO(Begin, Inside, Outside)标注策略,对麻醉护理门诊健康教育文本数据进行标注,其中“B”表示实体开始的部分,“I”表示实体中间部分,“O”表示非实体的部分。定义实体类别,如全身麻醉健康教育类别为麻醉前健康教育等,领域专家全程参与数据标注过程,并构建数据集用于模型训练与测试。

1.4.2 实体识别 采用双向长短期记忆网络-条件随机场 (Bidirectional Long Short-Term Memory-Conditional Random Field, BiLSTM-CRF) 架构,通过双向上下文编码与标签优化识别麻醉健康知识的实体。BiLSTM-CRF 架构包括编码层、BiLSTM 层、线性映射层和 CRF 层。以“术后多久能喝水?”为例,编码层先对每个字符进行编码,将转成多维上下文向量序列,使“术后”“多久”“喝水”各自得到丰富的语义向量;随后 BiLSTM 层以双向长短期记忆网络同时捕捉每个词的前后文信息,为“术后”强化时间含义,为“喝水”强化行为含义,输出更精细的语义特征;线性映射层将这些特征压缩到实体标签空间,为每个词计算实体概率的数值;CRF 层则在标签转移概率的约束下,输出最优序列,从而精准提取“时间=术后”和“行为=喝水”两个实体,为后续意图匹配与知识图谱查询奠定基础。

1.4.3 意图识别 采用 RoBERTa-wwm 预训练模型进行意图识别,主要包括预训练编码器和分类头。RoBERTa-wwm 作为 BERT 的改进版,通过大规模的语料预训练和全词掩码技术能够有效捕捉文本的语义信息,其包含 12 层 Transformer 编码器,能够逐层地对文本进行编码,并提取出其语义特征向量。分类头部部分采用池化层提取[CLS]标记的作为整句表示。[CLS]标记位于序列开头,经过预训练编码器处理后包含整个句子的语义信息。随后,通过线性层将池化输出映射到意图类别空间,完成文本语义表示到意图类别表示的转换。最后,Softmax 层将线性层的输出转换为各个意图类别的概率分布。当系统面对“术后多久能喝水?”时,RoBERTa-wwm 对文本进行编码后,句首的特殊标记[CLS]包含整个语句的语义特征,由线性层映射到意图空间,最后 Softmax 层给

出概率分布：“术后饮食指导”可能性为94%，“疼痛管理”可能性为4%，“并发症咨询”可能性为2%。因此，系统判断患者意图是“术后饮食指导”，随后从知识图谱中选择“术后饮食指导”回答患者。

1.4.4 实验数据集 本研究开发了一套智能数据生成系统，旨在为深度学习模型提供训练和测试数据。该系统基于Python编程语言开发，其数据来源于3本教材及符合纳入与排除标准的文献，能识别多种麻醉护理健康教育实体，如“术前禁饮食”“镇痛泵的使用”等，并能从数据库中自动选取不同的实体，放入预设计的语句模板中。此外，为使生成的文本更贴近真实的医疗，系统还会加入一些日常用语，如“护士说”或“医生告诉我”等。智能数据生成系统可以生成理解实体关系的文本数据，该系统内置了多种关系类型，每种关系对应不同的问答模板，如“镇痛泵，预防，术后疼痛”等，可以自动组合健康教育实体和关系类型，以满足实际应用中患者的多样化需求。智能数据生成系统可以自动检查数据的有效性，并根据预设的标准，如语句通顺性、实体关系合理性等对生成的数据进行筛选，及时剔除不合格的数据。通过控制生成数据的数量和内容，避免数据重复生成，确保数据具有较高的实用性和可靠性。

1.5 智能问答系统的应用方法

1.5.1 系统模块 本研究开发的智能问答系统主要包括自然语言理解模块、知识图谱查询模块、答案生成模块和人机交互模块4个模块。
①自然语言理解模块是智能问答系统的核心，负责理解患者输入的自然语言问题，主要包括实体识别和意图识别两个子模块。实体识别提取关键实体，意图识别理解患者的问题意图，如麻醉注意事项、术后饮食指导等。两个模型协同工作，将患者输入的自然语言转换为系统可处理的结构化信息。
②知识图谱查询模块基于自然语言理解模块识别出的实体和意图，负责在知识图谱中进行智能查询。该模块内置一系列知识图谱查询模板，将结构化信息转换为Cypher查询语句，支持实体、关系等查询方式。此外，知识图谱查询模块能够支持处理复杂的多组合知识图谱查询需求，以提高知识图谱的查询效率。
③答案生成模块接收知识图谱查询的结果，并将结构化数据转换为自然语言回答患者。该模块使用模板生成和神经网络生成相结合的回复策略，根据不同查询类型选择合适的自然语言回答。简单查询使用预设计的模板快速生成答案，复杂查询使用神经网络生成模型将多个查询结果使用答案优化机制整合成连贯的回答，确保生成的回答准确且易于理解。
④人机交互模块为患者提供人机交互界面，提供问题输入、知识图谱查询等，能够针对患者的问题进行回答，并展示支撑回答的知识图谱，配合交互式元素，让患者自由浏览和探索知识图谱。相较于

于Cypher语句查询，该模块让患者通过自然语言与计算机对话，更加高效、便捷。麻醉护理门诊健康教育智能问答系统框架图，见图1。

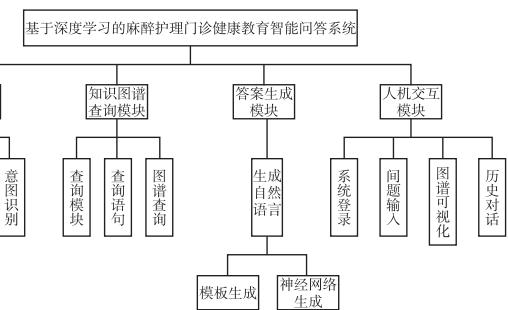


图1 麻醉护理门诊健康教育智能问答系统框架图

1.5.2 应用方法 智能问答系统以网页端形式呈现给患者(见附件1)，使用电子链接即可访问。当患者提问：为什么手术前要禁饮食。系统流程如下：深度学习模型识别关键实体[“手术前禁饮食”]和患者意图[“原因”]；根据意图匹配预置问句模板 “[实体]的 [原因]”，并将实体填充至模板生成规范化查询；随后转换为Neo4j图数据库的Cypher语句：MATCH(n:‘原因’{name:“术前禁食禁饮”})—[r]—(m)RETURN n,r,m.name；其查询结果如图2所示，最终根据知识图谱内容回复患者。

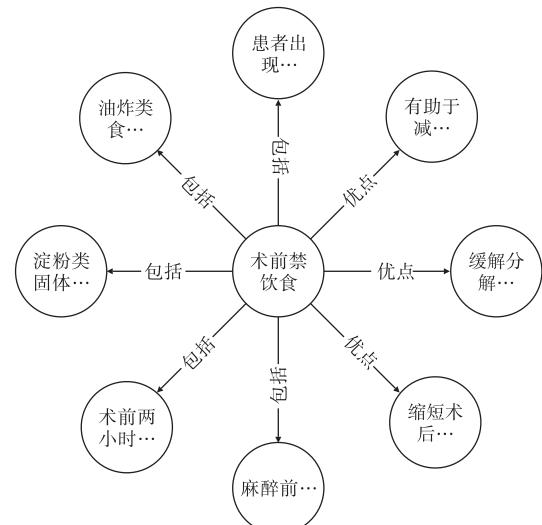


图2 “禁饮食”图数据库查询结果

1.6 评价指标 本研究使用精确率(Precision, P)、召回率(Recall, R)以及召回率的调和平均(F1-score)评价深度学习模型的性能。P表示预测正确的结果占所有预测结果的比例，R表示正确预测的结果占所有数据的比例，F1值是P、R的调和平均数。F1值越大，准确率和召回率越平衡，模型的精确度越高。为保证结果的可靠性，开展3次实验并取平均值作为最终结果，计算公式： $P = TP / (TP + FP)$ ； $R = TP / (TP + FN)$ ； $F1 = 2 \times P \times R / (P + R)$ 。其中TP为正确识别

的实体例数;FP 为错误识别的实体例数;FN 为漏掉的实体例数。

2 结果

2.1 知识图谱的信息来源与构成 本研究整合了多源循证资源,包括护理团体标准 1 项,系统评价 2 项,最佳证据总结 3 项,指南 6 项,专家共识 15 项,见附件 2。系统评价和最佳证据总结来自中国知网、万方数据知识服务平台、PubMed,文献质量较高,予以纳入。指南来源医脉通、BMJ,各领域标准化的百分比、总体评价得分结果显示强推荐,予以纳入。专家共识源于中国知网、万方数据知识服务平台和医脉通,所有条目评价均为强推荐,予以纳入。在此基础上,结合 3 本权威教材构建了关系复杂的麻醉健康教育知识图谱网络,包括 18 672 个实体和 18 231 条关系。

2.2 实验结果 智能数据生成系统共生成了 46 767 个数据,其中训练集 37 413 个,测试集 9 354 个,BiLSTM+CRF 模型在训练集上通过优化 CRF 损失函数并不断调整参数,随后在测试集中进行测试。结果显示 BiLSTM+CRF 模型展现出优异的实体识别能力,实体识别的 P、R 和 F1 值均为 0.97,表明该模型能较好地从患者自然语言问题中提取出关键实体,为智能问答系统的意图识别提供基础。使用交叉熵损失函数衡量模型预测意图与患者实际意图之间的偏差^[12],同时采用智能优化算法,配合动态调整提高训练过程的稳定性和效果。结果表明,RoBERTa-wwm 模型在测试集上的意图识别的 P、R 和 F1 值均为 0.98,表明问答系统面对不同健康教育问题时,能准确识别患者意图。

3 讨论

3.1 知识图谱与深度学习的融合可构建高效能的麻醉护理门诊健康教育智能问答系统 本研究将知识图谱与深度学习技术融合,构建了高效的麻醉护理门诊健康教育智能问答系统。知识图谱以结构化的形式组织知识实体及关系,提供丰富的语义表示,并支持基于图结构的推理分析,揭示知识间的内在联系与潜在规律^[13-15]。深度学习模型则通过学习大量文本数据,增强了系统对自然语言的理解和生成能力,两者协同提高系统的准确性和响应质量,还增强了其在处理复杂问题时的逻辑推理能力^[16]。本研究实验结果表明,基于深度学习的麻醉护理门诊健康教育智能问答系统实体识别和意图识别准确率分别为 0.97 和 0.98,系统在识别患者复杂问题中展现出较强的逻辑推理能力,如针对“术后疼痛怎么办”,系统能自动关联疼痛评估方法、疼痛影响、镇痛泵的使用等知识节点,并进行模型的推理与分析,生成个性化的疼痛管理建议,充分发挥知识图谱与深度学习模型结合的优势。值得注意的是,本研究中知识图谱的构建依赖于教材、麻醉指南等知识,由于人工维护成本限制,难以

实时同步更新前沿临床知识,存在时效性局限;同时,智能问答系统输出内容仅为文本形式,缺乏视频、图片等多模态资源,可能导致患者获取的信息不够生动,仍需进一步优化。

3.2 基于深度学习的麻醉护理健康教育智能问答系统具有广泛的应用价值 国内医疗领域的智能问答系统尚在起步阶段^[17-18],面对麻醉护理门诊患者的健康教育需求,门诊护士难以有时间提供全面的健康教育,因此构建麻醉护理领域的健康教育智能问答系统具有重要意义。随着“互联网+医疗卫生”的快速发展,人工智能技术不断应用于医疗服务领域,显著提升服务效率与可及性,优化患者就医体验^[19-20]。然而,当前主流的人工智能模型往往存在“黑箱效应”,其内部决策过程难以被解释^[21-22]。在医疗领域,诊断和治疗的准确性直接关系到患者的生命安全,因此对模型的可解释性提出了较高的要求^[23]。本研究构建的智能问答系统通过深入学习权威麻醉知识,并借助知识图谱将其可视化呈现,该系统所生成的回答均可追溯至相应的知识图谱节点,保障其内容的专业性与准确性。同时,该系统以网页端形式展示,其访问方式便捷,患者只需使用电子链接便可直接进入系统,根据患者需求生成个性化的健康指导,帮助患者更好地了解麻醉相关知识,缓解术前焦虑,提高麻醉配合度,为麻醉护理智能化发展提供了新思路。

4 结论

本研究通过整合权威麻醉健康教育知识构建领域知识图谱,基于深度学习技术构建麻醉护理门诊健康教育智能问答系统,能够为患者提供不间断的个性化麻醉健康咨询服务。本研究仍有一定的不足,未来仍需要进一步优化知识图谱的构建和更新机制,动态纳入最新麻醉相关指南与共识;整合视频、音频等多模态资源,通过跨模态语义技术强化知识表达方式,进一步提升患者的使用体验和学习效果,确保患者能够获取到最新、最全且形式多样的麻醉健康教育知识。

附件 1 智能问答系统主界面

附件 2 纳入文献

请用微信扫描二维码查看



附件1 智能问答系统主界面 附件2 纳入文献

参考文献:

- [1] 国家卫生健康委办公厅,国家中医药局综合司,国家疾控局综合司.国家卫生健康委员会办公厅关于印发卫生健康行业人工智能应用场景参考指引的通知[EB/OL].(2024-11-06)[2025-05-07]. <http://www.nhc.gov.cn/guihuaxxs/gongwen12/202411/647062ee76764323b29a1f0124b64400.shtml>.
- [2] Hoopes P C Jr, Moin K A, Moshirfar M. Artificial intelligence in refractive surgery[J]. Curr Opin Ophthalmol, 2025, 36(4):271-275.
- [3] 张楠,杜静,阎子花,等.生成式人工智能在慢性病管理

- 中的应用进展[J]. 护理学杂志, 2024, 39(20): 120-123.
- [4] Toma A, Diller G P, Lawler P R. Deep learning in medicine [J]. JACC Adv, 2022, 1(1): 100017.
- [5] Matsuo Y, LeCun Y, Sahani M, et al. Deep learning, reinforcement learning, and world models [J]. Neural Netw, 2022, 152: 267-275.
- [6] Qin Z, Wu D, Zang Z, et al. Building an intelligent diabetes Q&A system with knowledge graphs and large language models [J]. Front Public Health, 2025, 13: 1540946.
- [7] 李冉,任高,晏峻峰,等.基于BSG深度学习模型的中医药智能问答系统研究:以方剂和中药为例[J].数字中医药(英文版),2024,7(1):47-55.
- [8] 吴云,汪玉雯,陈红,等.麻醉重症监护室是践行围术期医学的重要平台[J].临床麻醉学杂志,2024,40(4):429-432.
- [9] 汤璘瑞,吴利平,张学兵,等.虚拟漫游在日间手术患儿术前健康教育中的应用[J].护理学杂志,2025,40(8): 46-50,55.
- [10] Wang Y, Ren X, Gao K, et al. Ontology of clinical practice guidelines for Integrated Traditional Chinese and Western Medicine[J]. J Evid Based Med, 2024, 17(3): 604-614.
- [11] Noy N F, McGuinness D L. Ontology development 101: a guide to creating your first ontology[EB/OL]. (2001) [2025-05-07]. <https://protegewiki.stanford.edu/wiki/Ontology101>.
- [12] Shim J W. Enhancing cross entropy with a linearly adaptive loss function for optimized classification performance[J]. Sci Rep, 2024, 14(1): 27405.
- [13] Wang L, Cheng Y, Wang Z. Risk management in sustainable supply chain:a knowledge map towards intellectual structure, logic diagram, and conceptual model[J].
- [14] Yu H, Wang Q, Wu W, et al. Therapeutic effects of melatonin on ocular diseases: knowledge map and perspective[J]. Front Pharmacol, 2021, 12: 721869.
- [15] 王丽敏,陈泓伯,王琦,等.以公众健康教育与非药物干预为主的膝关节骨性关节炎疾病知识图谱的构建[J].中华护理杂志,2022,57(10):1172-1177.
- [16] Yin Y, Zhang L, Wang Y, et al. Question answering system based on knowledge graph in traditional Chinese medicine diagnosis and treatment of viral hepatitis B[J]. Biomed Res Int, 2022, 2022: 7139904.
- [17] 姚元杰,龚毅光,刘佳,等.基于深度学习的智能问答系统综述[J].计算机系统应用,2023,32(4):1-15.
- [18] 王绍源,杨东航,任宇东.大语言模型在护理领域的应用场景与伦理探讨[J].护理学杂志,2025,40(5):108-113.
- [19] Hashimoto D A, Witkowski E, Gao L, et al. Artificial intelligence in anesthesiology: current techniques, clinical applications, and limitations[J]. Anesthesiology, 2020, 132(2): 379-394.
- [20] 茅福民,李逗逗,王艳丽,等.知识图谱在糖尿病患者健康管理中的应用进展[J].护理学杂志,2025,40(2):126-129.
- [21] Plass M, Kargl M, Kiehl T R, et al. Explainability and causability in digital pathology[J]. J Pathol Clin Res, 2023, 9(4): 251-260.
- [22] Hughes H, Cornelis F H, Scaglione M, et al. Paranoid about androids: areview of robotics in radiology[J]. Can Assoc Radiol J, 2025, 76(2): 232-238.
- [23] Daneshvar N, Pandita D, Erickson S, et al. Artificial intelligence in the provision of health care: an American College of Physicians Policy Position Paper[J]. Ann Intern Med, 2024, 177(7): 964-967.

(本文编辑 钱媛)

(上接第5页)

- [15] 郝燕萍,刘雪琴.修订版跌倒效能量表在我国老年人群中的测试研究[J].中华护理杂志,2007,42(1):19-21.
- [16] 高静,吴晨曦,柏丁兮,等. Tinetti 平衡与步态量表用于老年人跌倒风险评估的信效度研究[J].中国实用护理杂志,2014,30(5):61-63.
- [17] Podsiadlo D, Richardson S. The timed "Up & Go": a test of basic functional mobility for frail elderly persons[J]. J Am Geriatr Soc, 1991, 39(2): 142-148.
- [18] 刘彦伶,邹娇丽,龙兴,等.互动达标理论下分阶段康复训练对脑梗死患者步行功能,负性情绪及依从性的影响[J].中国医药导报,2024,21(19):175-178.
- [19] 王丽娜,来李鑫,李慧林,等.虚拟现实技术在乳腺癌术后康复训练中的应用进展[J].护理学杂志,2023,38(6):15-18.
- [20] Ghous M, Masood Q, Nawaz Malik A, et al. Comparison of nonimmersive virtual reality and task-oriented circuit training on gait, balance, and cognition among elderly population: a single-blind randomized control trial [J]. Games Health J, 2024, 13(3): 164-171.
- [21] Zhao J W, Zhang G H, Xu D S. The effect of reward on motor learning:different stage, different effect[J]. Front Environ Sci Pollut Res Int, 2022, 29(44): 66041-66067.

- [22] 李晶晶,王宁宁,苗田雨,等.跌倒效能和步行能力在脑卒中足下垂患者平衡功能与活动能力的中介效应[J].中国医药导报,2022,19(32):75-79.
- [23] Almajid R, Alharbi N, Sharahili Z, et al. The clinical characteristics of men and women living with a stroke: influence of gender and fall self-efficacy[J]. Physiother Res Int, 2025, 30(2): 170-184.
- [24] Kwon I H, Shin W S, Choi K S, et al. Effects of real-time feedback methods on static balance training in stroke patients:a randomized controlled trial[J]. Health-care (Basel), 2024, 12(7): 767-776.
- [25] 刘红,包娟,卢苇,等.视觉反馈平衡训练对脑卒中后平衡与步态康复的研究进展[J].中国医药导报,2024,21(2): 66-69.
- [26] Oliver A, Munk N, Stanton-Nichols K A. Applying theory to overcome internal barriers for healthy behavior change in adults with intellectual disabilities[J]. J Intellect Disabil, 2022, 26(3): 718-731.

(本文编辑 钱媛)