

# 智能推荐系统在护理领域中的应用与展望

晁嘉宁<sup>1</sup>,王小萌<sup>1</sup>,王志稳<sup>1</sup>,张旭<sup>2</sup>

(1.北京大学 护理学院,北京 100191;2.中山大学 护理学院,广东 广州 510030)

智能推荐系统(intelligent recommender system, IRS)作为智慧医疗的关键技术,已逐渐成为辅助决策与个性化服务的重要工具。在护理领域,IRS在决策支持、护理教育等诸多关键环节发挥着日益显著的作用,为护理创新注入强大的动力,然而目前针对 IRS 的推广应用仍存在数据隐私与安全、算法公平性与透明度等核心痛点问题<sup>[1]</sup>。本文通过梳理 IRS 的基本概念与技术演进,重点探讨其在护理领域的应用场景、面临的挑战及未来发展方向,旨在为提升护理领域的现代化、科学化、个性化水平提供理论依据和实践指导。

## 1 IRS 的概念与核心算法演变

IRS 起源于 20 世纪 90 年代初的信息过滤研究,是一种能够利用用户偏好和行为数据,辅助用户在信息搜索或决策过程中发现相关项目、内容或服务,从而改善用户体验、增强用户参与度的技术<sup>[1]</sup>。20 世纪 90 年代初,当时面临的信息过载问题推动了个性化推荐需求的产生。1992 年,Goldberg 等<sup>[2]</sup>提出了“Tapestry”系统,引入了“协同过滤”的概念,通过利用其他用户的意见来过滤邮件。1994 年开发的 GroupLens 新闻过滤系统,实现了对 Tapestry 人工过滤过程的自动化,被视为首批基于用户评分预测偏好程度的智能推荐系统之一<sup>[3]</sup>。进入互联网快速发展的后 90 年代,IRS 开始在电子商务、新闻媒体、教育培训等领域崭露头角<sup>[4]</sup>,展示了其强大的个性化服务能力和广泛的适用性。此后,个性化推荐逐步延伸至医疗健康领域,尤其在护理实践中展现出重要价值,能够有效应对多样化复杂场景下的问题与需求。

IRS 算法历经数次演变,以应对多样化的推荐需求。最初,基于内容的推荐算法通过分析物品属性特征,匹配用户过往偏好,从而推荐相似内容。然而,此方法依赖于对物品属性的准确描述,难以发现用户潜在兴趣<sup>[5]</sup>。随后,协同过滤算法通过挖掘用户行为相似性来预测其偏好,无需了解物品具体属

性。尽管其在多个领域取得成功,但由于医疗护理领域数据资源丰富且患者个体差异性大,该算法的应用受限<sup>[6]</sup>。为弥补单一算法的不足,混合推荐方法融合基于内容推荐和协同过滤的优势,以克服冷启动和数据稀疏性等问题<sup>[7]</sup>。该算法可将患者的生理指标信息与相似患者的护理方案相结合,提供更全面的推荐,在医疗护理场景应用较为广泛<sup>[6]</sup>。随着深度学习技术的发展,IRS 获得了更强大的数据分析和模式识别能力。深度神经网络能够有效挖掘数据中的非线性特征,显著提升推荐的准确性<sup>[8]</sup>,同时,图模型的应用也越来越受到关注。知识图谱与图神经网络的结合则能够建模用户与护理方案之间的复杂关系,提升推荐结果的可解释性。这对于需要高度专业知识支持的护理决策场景尤为关键,能够将临床指南和专家经验融入推荐过程<sup>[5,9]</sup>。此外,强化学习被用于持续优化推荐策略,而大语言模型等新兴技术则推动了人机协同决策的发展,进一步提升推荐系统的动态适应能力和交互性<sup>[10]</sup>。

## 2 IRS 在护理领域的应用

2.1 个性化护理指导中的应用 随着人们对健康生活的需求日益增长,传统的健康护理指导已无法满足多样化的个体需求。而 IRS 能够根据个人的健康目标或疾病需求,精准订制营养饮食方案和康复运动计划,助力用户养成健康的饮食习惯或提升康复效果。

2.1.1 饮食与生活方式推荐 个性化饮食与生活方式指导是护理领域中极具价值的推荐应用。有研究<sup>[11]</sup>发现,在健康信息查询中,饮食和营养相关内容是用户第二大关注点,许多健康推荐应用正是围绕这一需求提供个性化建议。IRS 可利用混合推荐方法,整合基于知识、内容及协同过滤的技术,结合用户的饮食习惯与偏好,订制并推荐个性化健康食谱。Pecune 等<sup>[12]</sup>采用混合推荐方法开发了能够推荐健康食谱的对话系统,并考虑用户的饮食习惯与偏好,提供不同的替代方案,从而更好地满足用户需求。如,针对慢性病患者,系统可推荐低盐饮食或控糖食谱,帮助管理病情;对于普通用户,则提供平衡膳食建议,优化膳食搭配<sup>[13]</sup>。

2.1.2 康复训练计划制订 在康复与运动计划方面,传统的康复训练计划可能难以充分考虑患者个

【收稿日期】 2025-06-08 【修回日期】 2026-01-07

【基金项目】 国家自然科学基金青年项目(72404014)

【作者简介】 晁嘉宁,本科在读,电话:010-82805242

【通信作者】 张旭,电话:020-87330522

体差异和康复进展,而 IRS 能够根据的康复进展和个体差异,制订并动态调整康复训练计划,从而提升康复效果和患者体验。Esfahlani 等<sup>[14]</sup>利用模糊逻辑(fuzzy logic)融合逆运动学(inverse kinematics)算法构建个性化 IRS,将康复机器人与视频游戏相结合,通过实时监测神经肌肉疾病患者肢体活动角度评估患者感觉运动能力,进而动态调整康复运动方案,以确保康复计划与患者当前能力相匹配。此外,在运动保健与护理领域,健身 IRS 通过综合评估用户的体能状况、健康护理目标与既往健康记录,为使用者推荐兼具运动效能与护理安全性的训练方案。有研究<sup>[15]</sup>表明,基于功能性动作筛查(functional movement screen, FMS)的个性化运动护理计划,能够根据个体的动作模式分析结果,设计融合康复护理理念的针对性训练内容,在提升运动表现的同时通过科学的护理干预预防运动损伤,从而促进机体功能恢复,实现运动康复护理一体化管理。

**2.2 护理决策与管理中的应用** 在信息爆炸与护理任务复杂化的背景下,护理人员在面对大量患者数据和动态资源配置时,常面临信息过载与效率瓶颈。IRS 作为辅助工具,能够在护理决策支持与人力资源管理中提供高效、精准的建议,进而提升整体护理质量与运营效率。

**2.2.1 护理智能决策支持** 传统护理工作中,护士常需从庞杂的临床信息中筛选关键数据,导致信息获取耗时且易遗漏。IRS 作为临床决策支持工具,能够辅助护士制订护理计划。有研究<sup>[16]</sup>开发了护理诊疗计划 IRS,利用大量历史数据中护理诊断、预期结果及护理措施之间的关系,为构建护理计划提供智能建议。IRS 通过与临床决策支持系统(clinical decision support system, CDSS)的集成,可嵌入电子病历系统,在护士录入部分护理诊断后,能动态推荐关联的护理措施,辅助完善护理计划<sup>[17]</sup>。此外,IRS 能够结合传感器和物联网数据,对护理流程进行实时监测并提供精准提醒。例如, Ayad 等<sup>[18]</sup>使用神经网络和多种机器学习模型,构建了重症监护室 IRS“Smart Summary”,通过预测实验室检测值的异常情况并提取疾病名称,帮助护理人员快速识别关键信息,从而简化对大量患者数据的分析,促进有针对性的护理决策制订,以减轻护士负担。

**2.2.2 护理人力资源优化** 在护理管理领域,优化人力资源配置是提升医疗服务质量的关键。传统的人员调配方法难以充分考虑护理人员专业技能和患者需求,导致效率较低,而 IRS 能够综合考量以上因素,推荐更为科学合理的人员分配方案。首先,在核心的护士排班与人员调配任务中,IRS 能够综合考

量护理人员的专业技能水平、个人工作偏好以及患者的特定护理需求等多维度因素,以生成更为科学合理的排班方案。这种智能化的排班不仅致力于提高护理团队的整体工作效率,更能实现人力资源的精准匹配。如,宋晓安等<sup>[19]</sup>设计了一套基于护士知识掌握情况与改进的 Kuhn-Munkres 算法的人员匹配方法,结合临床科室对人力数量与技能结构的要求,实现新入职护士与科室间的高效匹配,既优化护理团队效率,也提升患者服务体验。另有研究<sup>[20]</sup>证实,应用于病区和手术室的护士 IRS,能够提供优化的人员配置方案及高效的交接班建议,确保具备相应专业技能的护士能够精准到位。这不仅显著减轻护理管理者的工作负担与压力,更实现护理人力资源的高效利用,进而对改善患者的院内体验和生生活质量产生积极影响。其次,IRS 通过对护理工作流程的深度分析与优化,进一步提升管理效能。系统能够细致分析护理操作的执行时间、频率等海量数据,从中洞察工作模式、识别潜在瓶颈,基于这些分析结果,为优化整体护理工作流程、合理调配各项资源,乃至辅助动态调整护士排班(与前述功能相辅相成)提供数据驱动的决策支持。

**2.3 护理教育与培训中的应用** 在护理教育领域,面对海量的医学新知识和护理技能,如何为护理学生制订个性化培训内容,是当前面临的重要挑战。IRS 能够充当“信息过滤器”,基于每位护理人员多样化的学习需求,分析学习者的已有知识和技能缺口,精准推荐相应的课程、教材或培训模块,提升培训效率和质量。例如,基于知识图谱的 IRS 能够精确定位学生掌握薄弱的知识点,自动推荐先行知识点和重点知识点等学习内容<sup>[9]</sup>。此外,智能推荐系统可实现继续教育平台的精准推送和自主订阅两大功能。当新的护理技术或临床方案发布时,平台可基于护士的科室归属、岗位职责等,结合历史培训数据,自动识别相关群体并定向推送培训资源,精准推送关键信息<sup>[21]</sup>。平台还支持护士自主订阅重症监护、老年护理等专业主题,系统将定期推送最新临床指南、典型病例解析及权威期刊论文<sup>[22]</sup>。

### 3 挑战与展望

#### 3.1 面临的挑战

**3.1.1 数据隐私与安全** 个性化护理推荐往往需收集患者的健康数据,这带来了隐私保护和数据安全的挑战。Ayad 等<sup>[18]</sup>构建的重症监护室推荐系统 Smart Summary 采用基于分割学习机制的机器学习方法,以确保患者数据隐私安全。我国法律法规对医疗数据的使用有严格限制,例如《新一代人工智能伦理规

范》<sup>[23]</sup>明确人工智能各类活动应遵循保护隐私安全等6项基本伦理规范,为护理领域IRS的应用提供重要指引。因此,通过数据加密等措施保护患者数据,是推荐系统设计的重点。未来只有在安全合规的框架下,护理领域IRS才能更广泛地发挥潜能。

3.1.2 算法公平性与透明度 护理领域IRS需提高公平性,避免算法偏见导致的不良影响。若推荐系统对少数族裔、老年人或特殊疾病患者缺乏足够训练数据,可能出现精度下降或系统性偏差<sup>[24]</sup>。为此,需要在模型开发中引入公平性约束,以确保训练数据的多样性和代表性,并对推荐结果进行持续评估。有研究<sup>[25]</sup>指出,目前癌症症状管理推荐系统的目标用户以成年人为主,有待推广至儿童和老年患者。此外,透明度和可解释性对于医疗推荐尤为重要。医护人员和患者希望理解推荐背后的原因,以便信任并采纳建议。这意味着IRS应尽量提供解释(例如指出某个用药推荐是基于哪些患者指标和指南知识)或者采用可解释的模型,使护理人员 and 患者理解推荐背后的原因,以便信任并采纳建议<sup>[26]</sup>。在实践中,增加算法决策的透明度有助于提高系统的可接受性,并让开发者及监管者能够审查和改进算法,以符合医疗伦理和法规要求<sup>[27]</sup>。

3.1.3 效果评估与临床验证 IRS在护理领域还缺乏充分的用户中心评估和临床证据,许多研究仍停留在原型验证或离线模拟阶段,缺乏在真实临床环境中的长周期测试。Sun等<sup>[6]</sup>研究指出,目前关于健康IRS用户体验的科学证据仍不充分,且评估指标也未统一明确。这导致对IRS能否真正改善护理结果等问题缺乏明确结论,例如提高护理效率、提高患者满意度等。未来可在不同规模的医院和家庭护理环境下开展更多临床试验,让更多护士和患者参与进来,深入评估IRS的有效性。

## 3.2 展望

3.2.1 动态用户建模与情境感知 由于患者的生理、心理状态以及由此产生的护理需求是动态变化的,未来的IRS需持续更新用户模型,以实现真正以患者为中心的实时个性化护理。目前,护理领域已有推荐系统利用情境感知技术和移动设备,以捕捉患者健康状况的动态变化<sup>[6]</sup>。未来的推荐系统需要更加强调情境感知,并结合专业的护理知识和临床经验。例如,通过整合可穿戴设备和物联网传感器,实时监测患者的生命体征、活动水平等,从而提供情境适宜的护理建议。检测到压疮风险增高时,及时推荐翻身、更换体位等;识别到情绪低落时,推荐心理疏导、音乐疗法等。这种以实时数据驱动的动态推荐,结合护士的专业判断,将显著提高个性化护理

的及时性和安全性。

3.2.2 多学科知识融合 鉴于个性化护理需要整合护理、营养、心理等多方面的专业知识,未来的IRS将突破单一领域的局限,将临床指南、护理规范、生活方式建议等多源知识融为一体,通过跨领域知识推理,提供整体照护的个性化推荐<sup>[28]</sup>。这要求系统具备强大的跨领域推理能力,进一步发展知识集成和语义理解技术,以实现多学科知识的深度融合和高效应用。

3.2.3 人机协同决策 尽管人工智能IRS日益强大,但未来的护理决策仍将是人机协作模式。在护理领域,IRS应以辅助者的角色出现,着重强调与护士和患者的双向交互,以应对复杂且多变的场景。通过可解释的界面,护士可基于其专业的临床判断和对患者的了解,对系统推荐进行反馈和调整,使系统不断学习专业人员的判断逻辑,并适应不同患者的个体化需求。患者也可通过反馈其偏好、感受和遵从情况,参与到护理决策中来,从而优化推荐的个性化程度,提高治疗的依从性。这种双向交互不仅提升推荐的精准性,也更加体现护理方案的人文关怀。Wan等<sup>[10]</sup>构建了护士和大模型对话机器人协作分诊模式,机器人在护士监督下为患者推荐就诊去向,结果表明患者满意度提高,且护士重复回答和负面情绪发生率降低。未来系统需更广泛引入对话式人工智能,让系统成为护理团队的一员,并且在重要决策点由人工最后把关,确保推荐结果符合患者实际情况和伦理要求。

3.2.4 可扩展性与部署实践 在医疗护理领域,由于数据来源多样、标准不统一且结构复杂,不同医疗机构使用的信息系统也存在差异,这在一定程度上限制了数据共享的规模。因此,未来需解决IRS的可扩展部署问题,包括与医院信息系统的集成、对接临床工作流等<sup>[29]</sup>。为了使个性化护理系统真正地应用,开发者和医疗机构需要紧密合作,在实际护理场景中不断迭代系统设计。一方面,系统需要具备良好的可扩展性和实时性能,能够及时响应护理推荐,例如根据患者的实时生理数据,迅速识别潜在风险并推荐相应的护理措施;另一方面,系统的应用要有充分的信任和法规保障。随着更多成功案例出现,IRS在护理领域的接受度将会提高,未来或将实现每位护士都配备人工智能驱动的助手,以协助决策和管理,从而提升护理质量和效率。

## 4 小结

IRS在多种护理应用场景下展现出巨大潜力,显著提升护理效率和质量。然而,当前其应用仍面临一些挑战。今后需重点加强数据隐私保护,提升算法公

平性和透明度;开展广泛的临床验证,使 IRS 真正提高患者满意度;促进多学科知识融合,提供整体照护的个性化推荐;推动人机协同决策,使其成为护理团队的可靠助手。通过持续优化技术并解决现有挑战,IRS 有望成为护理实践中的重要工具,助力实现高质量的个性化护理服务,推动护理领域的智能化发展。

【关键词】 智能推荐系统;辅助决策;个性化服务;护理

DOI: 10.3969/j.issn.2097-1826.2026.02.009

【中图分类号】 R47 【文献标识码】 A

【文章编号】 2097-1826(2026)02-0036-04

#### 【参考文献】

- [1] JANNACH D, PU P, RICCI F, et al. Recommender systems: past, present, future[J]. AI Mag, 2021, 42(3): 3-6.
- [2] GOLDBERG D, NICHOLS D, OKI B M, et al. Using collaborative filtering to weave an information tapestry[J]. Commun ACM, 1992, 35(12): 61-70.
- [3] KONSTAN J A, MILLER B N, MALTZ D, et al. GroupLens: applying collaborative filtering to usenet news[J]. Commun ACM, 1997, 40(3): 77-87.
- [4] CHEUNG K L, DURUSU D, SUI X, et al. How recommender systems could support and enhance computer-tailored digital health programs: a scoping review[J/OL]. [2025-05-20]. <https://sage.cnpreading.com/paragraph/article/?doi=10.1177/2055207618824727>. DOI: 10.1177/2055207618824727.
- [5] SUN Y, LENG M, LU W, et al. A knowledge graph-based recommender system for dementia care: design and evaluation study[J/OL]. [2025-05-20]. <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S138650562400217X?via%3Dihub>. DOI: 10.1016/j.jimedin.2024.105554.
- [6] SUN Y, ZHOU J, JI M, et al. Development and evaluation of health recommender systems: systematic scoping review and evidence mapping[J/OL]. [2025-05-20]. <https://www.jmir.org/2023/1/e38184>. DOI: 10.2196/38184.
- [7] HORS-FRAILE S, CANDEL M, SCHNEIDER F, et al. Applying collective intelligence in health recommender systems for smoking cessation: a comparison trial[J/OL]. [2025-05-20]. <https://doi.org/10.3390/electronics11081219>. DOI: 10.3390/electronics11081219.
- [8] STECK H, BALTRUNAS L, ELAHI E, et al. Deep learning for recommender systems: a Netflix case study[J]. AI Mag, 2021, 42(3): 7-18.
- [9] 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.
- [10] WAN P, HUANG Z, TANG W, et al. Outpatient reception via collaboration between nurses and a large language model: a randomized controlled trial[J]. Nat Med, 2024, 30(10): 2878-2885.
- [11] CAI Y, YU F, KUMAR M, et al. Health recommender systems development, usage, and evaluation from 2010 to 2022: a scoping review[J/OL]. [2025-05-20]. <https://www.mdpi.com/1660-4601/19/22/15115>. DOI: 10.3390/ijerph192215115.
- [12] PECUNE F, CALLEBERT L, MARSELLA S. Designing persuasive food conversational recommender systems with nudging and socially-aware conversational strategies[J/OL]. [2025-05-20]. <https://www.frontiersin.org/journals/robotics-and-ai/articles/10.3389/frobt.2021.733835/full>. DOI: 10.3389/frobt.2021.733835.
- [13] AHMED E, OUMER M, HASSAN M. Diabetes-focused food recommender system (DFRS) to enabling digital health[J/OL]. [2025-05-20]. <https://journals.plos.org/digitalhealth/article?id=10.1371/journal.pdig.0000530>. DOI: 10.1371/journal.pdig.0000530.
- [14] ESFAHLANI S S, CIRSTEAN S, SANAEI A, et al. An adaptive self-organizing fuzzy logic controller in a serious game for motor impairment rehabilitation[J/OL]. [2025-05-20]. <https://ieeexplore.ieee.org/document/8001435>. DOI: 10.1109/ISIE.2017.8001435.
- [15] ECKART A C, GHIMIRE P S, STAVITZ J, et al. Predictive utility of the functional movement screen and Y-balance test: current evidence and future directions[J/OL]. [2025-05-20]. <https://www.mdpi.com/2075-4663/13/2/46>. DOI: 10.3390/sports13020046.
- [16] 王泽阳, 张玉洁, 孙婕, 等. 基于临床决策支持的智慧护理系统建设与应用[J]. 中国数字医学, 2022, 17(7): 111-115.
- [17] 夏丽霞, 王荣, 林征, 等. 大数据视角下智能护理决策支持系统数据平台构建研究[J]. 中国数字医学, 2022, 17(3): 55-62.
- [18] AYAD A, TAI Y H, DARTMANN G, et al. Smart summary: a distributed medical recommender system for patients in the ICU using neural networks[J/OL]. [2025-05-20]. <https://ieeexplore.ieee.org/document/10556533>. DOI: 10.1109/ACCESS.2024.3414184.
- [19] 宋晓安, 卢兴泉, 马静, 等. 新入职护士考核评估管理信息系统的开发与应用[J]. 中华护理杂志, 2024, 59(8): 974-980.
- [20] RENGGLI F J, GERLACH M, BIERI J S, et al. Integrating nurse preferences into AI-based scheduling systems: qualitative study[J/OL]. [2025-05-20]. <https://formative.jmir.org/2025/1/e67747>. DOI: 10.2196/67747.
- [21] 彭稳立, 成鑫花, 张宪. 多模态人工智能在护理教育中的应用[J]. 医学研究与教育, 2024, 41(3): 76-80.
- [22] 王婧婷, 董小兰, 金天, 等. 健康推荐系统研究进展与展望[J]. 医学信息学杂志, 2024, 45(1): 70-76.
- [23] 国家新一代人工智能治理专业委员会. 《新一代人工智能伦理规范》发布——中华人民共和国科学技术部[EB/OL]. [2026-01-08]. [https://www.most.gov.cn/kjbgz/202109/t20210926\\_177063.html](https://www.most.gov.cn/kjbgz/202109/t20210926_177063.html).
- [24] UEDA D, KAKINUMA T, FUJITA S, et al. Fairness of artificial intelligence in healthcare: review and recommendations[J]. Jpn J Radiol, 2024, 42(1): 3-15.
- [25] 郑子浩, 王月, 王婧婷. 健康推荐系统在癌症症状管理中应用的范围综述[J]. 军事护理, 2023, 40(10): 52-56.
- [26] 吴丹, 武瑜轩. 个性化推荐算法透明度对用户感知可信度的影响[J]. 情报理论与实践, 2024, 47(11): 91-100.
- [27] TUN H M, RAHMAN H A, NAING L, et al. Trust in artificial intelligence-based clinical decision support systems among health care workers: systematic review[J/OL]. [2025-05-20]. <https://www.jmir.org/2025/1/e69678>. DOI: 10.2196/69678.
- [28] 赵喜娟, 杨明莹, 边燕, 等. 健康推荐系统在癌症患者照护中应用的范围综述[J]. 中华护理杂志, 2023, 58(14): 1780-1786.
- [29] IQBAL T, MASUD M, AMIN B, et al. Towards integration of artificial intelligence into medical devices as a real-time recommender system for personalised healthcare: state-of-the-art and future prospects[J/OL]. [2025-05-20]. <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S2727632024000035>. DOI: 10.1016/j.hsr.2024.100150.

(本文编辑: 郁晓路)