

DOI:10.12138/j.issn.1671-9638.20252397

· 综述 ·

## 人工智能技术在医院感染管理中的应用与研究进展

刘欣奕,范鹏超,刘文芝

(大连医科大学附属第二医院疾病预防与医院感染控制部,辽宁 大连 116023)

**[摘要]** 近年来,医院感染(HAI)与多重耐药菌传播风险持续增高已成为全球公共卫生的重大挑战,严重威胁患者医疗质量与安全。HAI 防控面临病原体传播路径复杂、特定人群感染风险动态变化以及传统监测手段滞后等问题。传统 HAI 管理模式依赖人工监测与信息化系统,存在效率低下、数据碎片化及预警滞后等困境。人工智能(AI)技术通过整合电子病历、生命体征等数据,基于机器学习(ML)和深度学习(DL)技术开发预测模型,提升了多模态数据融合与实时动态分析能力,在 HAI 风险预测、早期诊断和精准干预中展现出显著优势。本文系统梳理 AI 技术在 HAI 管理中的发展历程、科研成果和创新实践,剖析数据质量、算法可信度与伦理规范等现存瓶颈,旨在为构建智能化、精准化的 HAI 防控体系提供理论与实践参考。

**[关键词]** 人工智能; 医院感染管理; 多重耐药菌

**[中图分类号]** R181.3<sup>+</sup>2 R197

## Application and research progress of artificial intelligence technology in healthcare-associated infection management

LIU Xinyi, FAN Pengchao, LIU Wenzhi (Department of Disease Prevention and Healthcare-associated Infection Control, The Second Hospital of Dalian Medical University, Dalian 116023, China)

**[Abstract]** In recent years, the escalating risks of healthcare-associated infection (HAI) and the transmission of multidrug-resistant organisms have emerged as significant global public health challenges, posing a grave threat to medical care quality and safety. HAI prevention and control are confronted with issues such as pathogen transmission complex routes, dynamic changes in infection risks of specific populations, and the lag in traditional monitoring methods. Traditional HAI management model relies on manual monitoring and information systems, presenting predicaments such as low efficiency, fragmented data, and delayed warnings. Artificial intelligence (AI) technology integrates electronic health records (EHRs), vital signs, and other clinical data to develop predictive models based on machine learning (ML) and deep learning (DL), and has enhanced multimodal data fusion and real-time dynamic analysis capabilities, demonstrating significant advantages in risk prediction, early diagnosis, and precision intervention of HAI. This paper systematically reviews the developmental trajectory, scientific achievements, and innovative practices of AI technology in HAI management, delves into existing bottlenecks such as data quality, algorithm reliability, and ethical norms, aiming to provide theoretical and practical references for establishing intelligent and precise HAI prevention and control system.

**[Key words]** artificial intelligence; healthcare-associated infection management; multidrug-resistant organism

---

〔收稿日期〕 2025-04-18

〔基金项目〕 大连医科大学附属第二医院机关管理能力提升“1+x”项目(GLQN202404)

〔作者简介〕 刘欣奕(1994-),女(汉族),辽宁省盘锦市人,住院医师,主要从事医院感染监测相关研究。

〔通信作者〕 范鹏超 E-mail: 550370330@qq.com

医疗机构作为患者集中诊疗的核心场所,其患者群体普遍存在免疫力低下的问题,且频繁开展各类侵入性医疗操作,导致医院感染(healthcare-associated infection, HAI)成为阻碍患者顺利康复、制约医疗质量提升的关键瓶颈。世界卫生组织(World Health Organization, WHO)数据<sup>[1]</sup>显示,全球约 10% 的住院患者会发生 HAI,每年由此产生的直接医疗成本超过百亿美元,并加剧了多重耐药菌(multidrug-resistant organisms, MDROs)传播的风险。同时,HAI 防控面临病原体传播路径复杂、不同年龄和特殊人群感染风险动态变化,以及传统监测手段滞后等挑战。传统 HAI 监测依赖人工填报与回顾性分析,存在效率低下、主观性较强及时效性不足等问题。以信息化系统为核心的感染防控监测体系虽在一定程度上减轻了人工负担,但数据碎片化问题日益突出,如大量电子病历、微生物报告、护理记录分散存储,同时存在数据标准化缺失,以及预警无法及时动态更新等难题。近年来,人工智能(artificial intelligence, AI)技术飞速发展,能对复杂的医疗大数据进行多模态数据融合实时动态分析,在 HAI 防控中,从风险预测、监测效率提升及干预优化三个维度展现出巨大发展潜力<sup>[2-4]</sup>。然而,AI 应用仍面临数据隐私保护、模型泛化不足及临床信任度等挑战,需通过跨学科协作与循证实践突破转化瓶颈。本文旨在系统综述 AI 在 HAI 管理中的应用现状,探讨当前发展的瓶颈问题,并展望未来发展方向,希望为构建智能化、精准化的 HAI 防控体系提供一定理论和实践参考。

## 1 AI 技术在 HAI 管理中的发展历程与现状

AI 是一门研究、开发用于模拟、延伸和扩展人类智能的理论、方法、技术及应用系统的新技术科学。随着 AI 技术的蓬勃发展,HAI 管理也注入了前所未有的活力,引发了管理模式与防控策略的深刻变革。从早期的初步尝试到如今的深度融合,AI 技术在 HAI 管理中的发展展现出独特的演进脉络,国内外均在积极探索并各有侧重,共同推动着这一领域的进步。

1.1 国外 1956 年美国达特茅斯会议上首次将 AI 定义为制造智能机器,特别是智能计算机程序的科学与工程<sup>[5]</sup>。1976 年,美国斯坦福大学 Edward Shortliffe 开发的医学专家系统 MYCIN 成为 AI 医疗领域的启蒙之作,该系统基于贝叶斯定理与临床

规则库,在血液感染诊断中准确率达 69%<sup>[6]</sup>。20 世纪末至 21 世纪初,AI 试探性地进入 HAI 管理领域。初期,专家系统被应用于 HAI 监测,但存在数据处理能力有限、对复杂临床情境适应性不足等问题。

随着大数据、机器学习等技术的飞速发展,国外 AI 技术在 HAI 管理中的应用进入深化阶段<sup>[7]</sup>。深度学习算法开始被广泛用于感染源追踪,如 2014 年 Wiens 等<sup>[8]</sup>构建的基于电子病历的大数据机器学习模型,可显著提升艰难梭菌感染风险预测精度。AI 技术还可与物联网技术结合,在医院环境监测中发挥重要作用:智能传感器实时采集医院内的温度、湿度、空气质量等环境数据,并借助 AI 进行分析预警,确保医院环境维持在适宜状态,从而降低感染风险<sup>[9]</sup>。

近年来,国外更是将 AI 与多学科领域深度融合<sup>[10]</sup>。在感染性疾病研究中,借助 AI 的高通量数据分析能力,加速了病原体基因组学研究,为精准诊断与治疗提供支持<sup>[11]</sup>。AI 还参与到 HAI 管理的决策支持系统中,整合医疗资源、患者流量等多源数据,为医院管理层制定感染防控策略提供全面、科学的决策方案,使 HAI 管理更加智能化、系统化。

1.2 国内 尽管我国 AI 在医疗卫生领域的应用起步较晚,但 2017 年国务院将其列为重点发展,智能医疗在医疗领域落地进程显著加速<sup>[12]</sup>。此后,国内自主研发的 AI HAI 管理技术逐渐崭露头角<sup>[13-14]</sup>。依据丰富的本地医疗数据资源,科研人员与医疗机构紧密合作,开发出一系列基于本土医疗场景的 AI 模型与应用系统。例如,武汉火神山医院等医疗机构部署的联影智能公司研发的 uAI-Discover-NCP 软件,作为国内首台综合肺炎整体和局部影像特征精确化分析的设备<sup>[15]</sup>,在新型冠状病毒感染疫情期间发挥了重要作用。2025 年,中国深度求索公司发布了基于混合专家架构(mixture of experts, MoE)的 DeepSeek-R1 模型,为国内 AI 辅助医疗技术提供了可靠的国产解决方案。如今, AI 技术辅助 HAI 管理已形成独具特色的发展格局:一方面积极对接国际前沿技术,不断吸纳新的理念与方法;另一方面立足国内实际,加强多中心、大规模研究与实践,推动 AI 技术在各级医疗机构中的广泛应用,从大型三甲医院逐步向基层医疗机构拓展,全面提升医疗体系的感染防控水平,为保障人民群众健康构筑起坚固的防线。

## 2 AI 赋能感染监控管理的核心技术

### 2.1 机器学习技术

2.1.1 监督学习技术 监督学习是机器学习中的一种重要方法,在 HAI 管理中发挥关键作用。它利用已标注的感染数据集训练分类模型,如逻辑回归、支持向量机、神经网络等,用于预测患者感染风险、诊断感染类型等<sup>[16]</sup>。美国印第安纳大学 Beeler 等<sup>[17]</sup>基于 70 218 例患者数据,整合导管留置时长、肠外营养等 20 个特征构建随机森林模型[受试者工作特征曲线下面积(AUC) = 0.79],指导高危患者每日评估,使中心静脉导管相关血流感染(central line-associated bloodstream infection, CLABSI)发病率下降 28%。浙江大学 Liang 等<sup>[18]</sup>进一步扩展至机械通气患者,通过随机森林模型整合 42 个变量[如 PaO<sub>2</sub>/FiO<sub>2</sub>、急性生理和慢性健康评分Ⅱ(Acute Physiology and Chronic Health Evaluation Ⅱ, APACHE Ⅱ)],预测呼吸机相关肺炎(ventilator-associated pneumonia, VAP)风险(AUC = 0.84, 灵敏度 74%),并在优化呼气末正压(PEEP)参数后,感染发病率降低 19%,目前该技术在 HAI 管理中已得到广泛应用。

2.1.2 无监督学习 无监督学习在 HAI 管理中的应用场景独特,主要用于对 HAI 数据进行聚类分析,以发现不同感染病例之间的潜在关联和特征模式,帮助识别新的感染类型或风险因素。其工作原理是基于数据的相似性或距离度量将数据划分为不同的簇,无需预先设定目标变量。Giang 等<sup>[19]</sup>利用极端梯度提升(extreme gradient boosting, XG-Boost)模型(AUC = 0.854),整合机械通气时长、格拉斯哥昏迷评分(GCS)等特征,可提前 48 h 识别 85% 的 VAP 高风险患者,并使抗菌药物合理使用率提升 35%,为针对性的感染防控提供依据,能够有效应对未知感染类型的挑战。

2.1.3 强化学习 强化学习为 HAI 管理中的智能决策提供了新思路。智能体通过与环境交互,根据环境反馈的奖励信号学习最优行为策略。在感染管理领域,智能体可根据患者的状态和环境信息采取相应行动,以实现最佳的感染控制效果。例如,在 HAI 暴发期间,强化学习模型可以根据患者的感染情况和抗菌药物使用的反馈效果,动态调整抗菌药物使用策略,从而有效控制感染传播,并减少抗菌药物耐药性的产生,展现出较强的应用潜力<sup>[18]</sup>。

### 2.2 深度学习

2.2.1 卷积神经网络(convolutional neural network, CNN) CNN 在 HAI 管理中的医学影像分析方面具有显著优势。它能够自动提取医学影像(如胸部 X 线片、CT 扫描等)中的关键特征,辅助诊断感染性疾病(如肺炎、脑膜炎等),提高诊断的准确性和效率。CNN 网络结构特点包括卷积层、池化层和全连接层,通过大量的标注影像数据训练,模型能够学习到影像中与感染相关的特征模式,从而实现对感染的精准识别和定位,为临床治疗提供重要依据<sup>[20-21]</sup>。同时,CNN 在医学影像分析与手卫生监测中也表现突出。Greco 等<sup>[22]</sup>开发的 CNN 模型通过分析洗手动作视频,识别 WHO 六步洗手法步骤缺失(准确率达 96%),并同步评估微生物清除效果(准确率达 93.3%),显著提升手卫生依从性的监测效率<sup>[23-24]</sup>。

2.2.2 循环神经网络(recurrent neural network, RNN)及其变体[如长短期记忆网络(long short-term memory, LSTM)、门控循环单元(gated recurrent unit, GRU)] RNN 及其变体网络在处理 HAI 相关的时序数据方面表现优异。由于 HAI 的发生和发展具有时间动态性,RNN 能够有效捕捉数据中的时间依赖关系,从而更准确地预测感染风险的变化趋势。例如,监测患者在机械通气过程中的各项生理指标,LSTM 或 GRU 网络可以对这些时序数据进行建模,分析患者在不同时刻的感染风险变化,及时预警可能出现的 VAP 等感染,为临床干预提供时机,有效降低感染发病率<sup>[25]</sup>。

2.3 自然语言处理(natural language processing, NLP)技术 NLP 凭借其语义理解与知识挖掘能力,在 HAI 管理中实现多维度应用。大语言模型(large language model, LLM)<sup>[26]</sup> 在脓毒症预警与规则驱动任务中表现突出,美国 Shashikumar 等<sup>[27]</sup>开发的 COMPOSER-LLM 系统,通过融合电子健康记录(electronic health record, EHR)的结构化数据与非结构化文本,并结合检索增强生成(retrieval-augmented generation, RAG)技术动态检索类似病例,将阳性预测值从 22.6% 提升至 52.9%,预警假警报率降低 76%,有效辅助临床提前识别高危人群。

2.4 计算机视觉技术 计算机视觉技术通过多维度感知能力优化感染防控流程,利用视频监控和图像分析对 HAI 管理与环境监测进行开发。通过部署 AI 摄像头系统实时识别医护人员洗手时长与步

骤错误，并配合语音提示提升手卫生依从性和正确率，可有效降低 HAI 的发病率。英国研究团队<sup>[28]</sup>通过物联网设备与 Wi-Fi 定位结合计算机视觉，分析医护人员洗手动作的完整性，而美国 Awwad 系统利用摄像头精准检测医患接触前后的手卫生执行情况，有效提升手卫生依从性<sup>[29]</sup>。内镜消毒全流程监管中，香港理工大学研发的 AIDBOT 机器人集成

YOLOv4 目标识别技术，实时追踪清洗、消毒环节的操作参数(物体识别准确率 93.3%)，消毒效率较传统方法提升 3 倍，同时通过射频识别(radio frequency identification, RFID)技术确保消毒流程可追溯，为医院内感染防控提供闭环管理支持<sup>[30]</sup>。各技术类型与应用环节及其优劣势见表 1。

表 1 常见 AI 技术在感控管理中的应用评价

技术类型	应用环节	具体应用场景	优势	局限性
机器学习	感染风险预测	预测 CLABSI、VAP 等风险	能够精准识别高危患者，提供量化风险评估	对数据质量和特征选择要求较高，模型解释性有待提高
深度学习	医学影像分析、时序数据分析	辅助诊断肺部感染，分析生命体征预测感染趋势	快速准确识别影像特征，处理复杂时序数据能力强	需要大量标注数据，模型训练成本较高，存在“黑箱”问题
NLP	文本信息提取、感染事件报告生成	从病历中提取感染相关信息，自动生成感染报告	提高非结构化数据利用率，减少人工录入工作量	语言的语义理解和上下文处理能力仍有局限，易受数据噪声影响
计算机视觉	手卫生监测、环境消毒监督	实时监测医护人员手卫生操作，评估消毒效果	客观准确记录操作过程，及时发现不符合规范情况	隐私保护问题需关注，光线、角度等环境因素可能影响识别效果

### 3 AI 技术在 HAI 管理中的应用

3.1 提高 HAI 目标性监测效能 在 HAI 管理领域，提高目标性监测效能至关重要。HAI 与侵入性操作密切相关，易引发诸多问题。我国相关卫生行业标准明确要求，医疗机构对高风险侵入性操作开展目标性监测<sup>[31]</sup>。

CLABSI 是指患者在留置中心静脉导管(central venous catheter, CVC)期间或拔除导管后 48 h 内发生的原发性血流感染。AI 技术可通过识别导管留置时长、炎性标志物等高危特征，指导临床缩短导管维护周期，增加评估频率，从而有效降低感染发病率。2022 年美国得克萨斯州 Rahmani 等<sup>[32]</sup>开展了一项针对 700 余所医疗机构、959 万例患者的研究，采用 XGBoost 模型提升框架，仅需体温、血红蛋白等 13 项常规指标即可维持 AUC = 0.762，这对于感染防控人员及时发现潜在感染风险、提前介入防控具有重要意义。

XGBoost 模型在结构化数据中预测精度高，能精准识别感染风险关键特征，为感控监测提供精准预警。随机森林模型在噪声数据中抗过拟合能力强，无需复杂调参，能快速适应复杂临床场景，有助于保持监测工作的稳定性，提升 HAI 管理的整体效能。

VAP 是医院获得性肺炎(hospital-acquired

pneumonia, HAP)中最严重的类型之一。AI 技术通过整合多维度数据(包括生命体征、影像文本、病原学特征)，可有效提升 VAP 的早期识别与精准干预能力。2022 年美国休斯顿 Giang 等<sup>[19]</sup>分析 6 126 例重症监护病房(ICU)机械通气患者资料，对比 XGBoost、逻辑回归等 7 种模型，发现 XGBoost 模型(AUC = 0.854)可以通过整合机械通气时长(>72 h 风险增加 3.2 倍)、抗菌药物暴露(OR = 2.1)及 GCS<8 分等特征，实现精准风险分层，并开发实时预警系统。对高风险患者进行每日支气管镜评估后，使抗菌药物合理使用率提升 35%，VAP 确诊时间缩短至 48 h 内。该研究通过对比机器学习模型与传统评分系统，揭示了其在预测 VAP 方面的显著优势，可提高抗菌药物合理使用率，缩短 VAP 确诊时间，显著改善感染防控效果，降低 HAI 风险。但该研究未评估模型在真实临床场景中的效能，数据录入延迟等问题可能显著降低模型性能。

导尿管相关尿路感染(catheter-associated urinary tract infection, CAUTI)是最常见的 HAI 类型之一。AI 通过整合导尿操作数据、患者生理状况及微生物学信息，提升了对 CAUTI 的精准干预能力<sup>[33]</sup>。2023 年丹麦 Møller 等<sup>[34]</sup>分析丹麦南部地区 30 万例患者数据，构建了两种机器学习模型(入院时和入院 48 h 后)，利用入院 48 h 内数据预测 CAUTI 风险，验证队列 AUC 达 0.81。2024 年丹麦北部 Jakobsen 等<sup>[35]</sup>开发并比较了七种机器学

习模型,旨在通过 EHR 数据提前 24 h 识别医院获得性尿路感染(HA-UTI)的高风险患者,为预防策略提供依据。然而,该模型性能高度依赖理想化数据质量,且需大量人工优化训练,在临床落地方面面临数据隐私、法规适配及复杂感染场景泛化不足等挑战<sup>[36-37]</sup>。这些研究表明,AI 技术通过整合多源数据、提升预测精准度和可解释性分析,为 CAUTI 的精准干预提供了有力支持,但数据实时性、模型普适性以及临床实用性评估等方面仍存在局限,需要进一步优化和改进,以更好地应用于临床感染防控工作。

### 3.2 赋能感染性疾病医学影像识别

医学影像是感染性疾病诊断的重要依据,而 AI 辅助医学影像识别技术为感染诊断带来了新的突破。通过深度学习算法对大量感染性疾病影像样本的学习<sup>[38-39]</sup>,模型可以识别出影像中与感染相关的特征。相较于传统的人工读片方式,AI 医学影像识别技术不仅能在短时间内处理大量影像数据,且准确性更高,可发现人眼难以察觉的细微病变。在新型冠状病毒感染期间,基于 AI 的胸部 CT 影像诊断系统能够快速判断患者肺部病变的程度和范围<sup>[40]</sup>,为临床诊断和治疗方案的制定提供了重要参考,显著提高了疫情防控的效率和准确性<sup>[41]</sup>。

### 3.3 助力脓毒症早期预警

脓毒症是一种严重的全身性炎症反应综合征,其早期预警和干预对改善患者预后至关重要<sup>[42]</sup>。AI 技术通过整合多维度临床数据构建预警模型,可显著提升脓毒症识别的时效性。2022 年丹麦奥胡斯大学 Lauritsen 等<sup>[43]</sup>提出了一种基于深度学习的 CNN-LSTM 模型。该模型通过整合丹麦四地 2010—2017 年的住院数据,涵盖实验室、影像学及用药等多源信息,构建了融合 CNN 与 LSTM 网络的混合模型,可在脓毒症发作前 3 h 实现预警,显著提升预警时效性。该研究提出的 CNN-LSTM 模型无需人工提取结构化数据,突破了传统模型对预处理特征的依赖,显著提升了对复杂感染场景的识别精度,有助于合理调配医疗资源,优化感染管理流程。

### 3.4 识别 MDROs 感染风险

MDROs 是指对三类及以上抗菌药物耐药的微生物,可在 ICU 等高风险科室迅速传播,显著提高患者病死率。在早期预警方面,XGBoost、随机森林等 AI 模型通过动态分析临床数据,可提前 24~48 h 识别 MDROs 感染风险。2021 年日本 Hirano 等<sup>[44]</sup>基于 MIMIC-IV 数据库开发 XGBoost 模型,整合机械通气患者生命体

征及抗菌药物暴露史,用于预测耐甲氧西林金黄色葡萄球菌(MRSA)感染风险( $AUC = 0.89$ , 敏感度 98%),指导早期万古霉素治疗,经验性广谱抗菌药物使用降低 30%。尽管特异度较低(47%),但其高灵敏度显著降低 ICU 内 MRSA 交叉感染风险。Mora-Jimenez 等<sup>[45]</sup>通过机器学习分析 ICU 患者临床特征[简化急性生理学评分Ⅲ(Simplified Acute Physiology Score Ⅲ, SAPS Ⅲ)、APACHE Ⅱ 评分、机械通气时长],构建 MDROs 感染预测模型( $AUC = 0.82$ ),识别老年、转入急诊患者等高危人群,使目标性隔离措施执行率提升 45%,MDROs 定植率下降 22%。

### 3.5 LLM 在 HAI 管理中的深度赋能

在 HAI 管理领域,LLM 正凭借其卓越的自然语言处理(NLP)能力,深度融入感染防控的各个环节,展现出切实可行且极具价值的应用潜力。以病程记录、护理文书等包含大量非结构化文本的数据为例,LLM 借助强大的 NLP 能力,能从中精准提取关键信息,挖掘潜在的感染风险因素。通过对病程记录中患者症状描述、用药情况及护理文书里患者日常状况记录的深度分析,LLM 可识别出医护人员可能忽略的感染风险信号,为感染风险的早期预判提供依据<sup>[46]</sup>。

在生成个性化感染预防教育材料上,LLM 能根据患者的年龄、基础疾病、住院治疗方案等个体特征,定制针对性的教育内容。对于老年心血管疾病患者,会重点强调呼吸道感染的预防要点;针对接受手术治疗的患者,则侧重术后切口感染的防范知识,使教育材料更贴合患者实际需求,提高患者的感染预防意识和能力。撰写感染事件报告时,LLM 可快速整合相关数据,自动生成结构清晰、内容详实的报告。它能梳理事件发生的时间线、涉及的患者信息、可能的感染源及传播途径等关键要素,不仅减轻了医护人员的工作负担,还能保证报告的规范性和准确性,便于医院管理层及相关部门及时了解情况,制定防控策略。LLM 在与医生进行交互式决策支持方面同样表现出色。当医生面对复杂的感染病例难以选择治疗方案时,可与 LLM 进行实时交互。LLM 能依据大量医学文献、临床案例数据,为医生提供多种治疗建议,并详细分析每种方案的利弊,帮助医生拓宽思路,做出更科学合理的决策,进而优化感染管理流程,提升 HAI 管理的整体水平<sup>[47]</sup>。

### 3.6 AI 在感染监控重点环节管理中的应用

#### 3.6.1 手卫生监测

手卫生是阻断 HAI 传播的核心环节。手部携带的定植菌或 MDROs 可通过接触

传播,导致导管相关感染、手术部位感染等严重后果。AI 在手卫生依从性追踪与行为干预、洗手规范性操作智能评估及消毒剂合理使用监督等方面发挥重要作用<sup>[48]</sup>。

来自英国和爱尔兰一项联合研究<sup>[28]</sup>利用可穿戴电子徽章结合 Wi-Fi 定位,对医务人员手卫生时机进行实时追踪,结果显示手卫生依从性从 38% 提升至 68%。基于计算机视觉技术的 CNN 模型可通过摄像头自动分析洗手动作:意大利 Greco 等<sup>[22]</sup>开发的系统可识别 WHO 六步洗手法步骤缺失(准确率 96%);美国斯坦福大学 Singh 等<sup>[29]</sup>开发的 CNN 模型可识别消毒剂类型及使用规范,灵敏度为 92.1%,特异度为 98.3%,而 Awwad 系统精准监测医患接触前后手卫生执行情况,灵敏度为 83%,特异度为 100%。

3.6.2 消毒技术 HAI 发生与病原体传播及环境消毒不足密切相关。HAI 可通过强化消毒措施预防,但传统人工消毒存在覆盖率低、时效性差等问题,导致 MDROs 和病毒在医疗环境中持续传播。智能消毒技术通过 AI 与机器人协同,可有效降低感染风险。2021 年香港理工大学<sup>[30]</sup>研发的 AID-BOT 智能消毒机器人,集成 UVC 紫外线灭菌、SLAM 实时定位与 YOLOv4 目标识别技术,实现全自动环境消杀。其精准导航与避障可对高风险区域进行重点消毒,物体识别准确率达 93.3%,同时安装智能安全防护系统,在人员接近时自动关闭 UVC 灯并发出警报,避免辐射暴露。试验数据显示,对常见病原体如金黄色葡萄球菌、铜绿假单胞菌、大肠埃希菌的 99.9% 杀灭时间分别仅需 11、15、19 s,较传统紫外线设备的工作效率提升 3 倍,物体表面菌落数下降 82%,导管相关感染发病率降低 37%。

3.6.3 医疗废物管理 医疗废物管理是 HAI 管理不可或缺的一环<sup>[49]</sup>。因医疗废物转运流程不清晰,常导致医疗废物追溯困难等问题。目前,AI 技术在医疗废物管理领域的研究取得显著进展。基于物联网和 AI 技术构建智能医疗废物管理系统,通过蓝牙定位信标与 LoRa 基站融合,可实现医疗废物的实时定位和轨迹追踪。开发的“互联网+区块链”追溯系统,创新性地将 AI 图像识别与区块链技术相结合。该系统可自动识别医疗废物分类错误并实时报警,有效降低分类错误率,缩短交接时间。同时,通过机器学习算法优化运输路径,提升运输效率,从而为 HAI 管理提质增效<sup>[50]</sup>。

3.6.4 抗菌药物合理使用 近些年,抗菌药物滥用问题日益严峻,其合理使用对 HAI 的防控起着至关

重要的作用。AI 在优化抗菌药物治疗方面的研究,正从传统经验决策转向数据驱动的个体化方案。例如,静脉抗菌药物治疗可能增加导管相关感染风险,过度使用静脉抗菌药物还会加剧耐药性,因此优化从静脉抗菌药物转为口服抗菌药物的时机是抗菌药物管理的关键。英国帝国理工学院 Bolton 等<sup>[51]</sup>开发了机器学习模型,基于约 10 000 例住院患者数据,筛选出 10 个关键临床特征。该模型预测转换时机(AUC 为 0.80),较传统经验决策准确性提升 25%。传统 MDROs 检测需培养和进行药敏试验(耗时 24~72 h),难以满足重症感染的快速诊断需求。广州医科大学傅秋月等<sup>[52]</sup>通过表面增强拉曼光谱(SERS)与 CNN 联用技术应用于尿路感染病原体检测,耐药性鉴定准确率 95%,灵敏度 97%,检测时间缩短至 30 min。韩国翰林大学 Jeon 等<sup>[53]</sup>结合基质辅助激光解吸电离飞行时间质谱(MALDI-TOF)数据与机器学习,诊断 MRSA 灵敏度 91.8%,特异度 83.3%。

3.6.5 内镜消毒全流程监管 消化内镜检查通过自然腔道进入器官内部,可直接观察消化道内的各类病变并取活组织进行病理检查。因此,消化内镜及其附件在清洗、消毒、保养过程中的质量控制,对防控内镜相关感染具有重要意义。采用 5G 无线网络和射频识别(RFID)技术,实现内镜使用、清洗、消毒的全流程扫码追踪<sup>[54]</sup>,通过物联网技术实时记录预处理、清洗、消毒等各环节时间及操作者信息,形成数据闭环<sup>[55]</sup>。AI 技术可通过实时监测内镜清洗、消毒效果,严格执行清洗消毒质量控制要点,减少人工影响因素,确保标准统一并保证消毒质量。

3.7 监测-预警-改进闭环策略 AI 技术在感染防控监测-预警-改进闭环策略中发挥关键作用。在监测阶段,AI 可整合患者的临床症状、检验检查结果、影像学资料以及医疗操作记录等多维度数据,通过机器学习和深度学习算法,实现对 HAI 相关风险因素的实时监测和分析,及时发现潜在的感染风险。在预警阶段,当监测数据达到预设阈值时,AI 系统能迅速发出警报,提醒医护人员关注高风险患者或潜在的感染暴发趋势<sup>[34]</sup>。在改进阶段,AI 技术可评估感染控制措施的效果,分析感染发生的原因和防控流程中的薄弱环节,为感染控制策略的优化提供数据支持和决策依据。AI 还可生成个性化的感染控制建议和培训内容,助力医护人员提升感染控制意识和操作规范性,从而形成从监测到预警再到改进的闭环管理流程,持续提升 HAI 管理水平。

和医疗质量安全<sup>[56]</sup>。

## 4 不足与展望

### 4.1 不足

**4.1.1 数据质量与安全问题** 数据是 AI 应用的基础,但在 HAI 管理中,数据质量与安全问题成为 AI 发展的主要障碍。目前,国内超 500 所医院信息系统(hospital information system, HIS)厂商采用数百种数据格式,导致数据标准化严重缺失。数据质量问题尤为突出,非结构化数据占比超 90%,例如,CT 影像 DICOM 文件缺乏结构化标注,且存在录入偏差,仅少部分数据可直接用于机器学习<sup>[57]</sup>。同时,数据共享存在医院层面数据主权与隐私保护争议以及数字主权威胁,通过 AI 对个人数据信息抓取也可能带来安全隐患。

**4.1.2 技术应用的复杂性与局限性** AI 技术在 HAI 管理中的应用面临着复杂性与局限性的挑战。医院内多系统接口存在异构,跨机构数据共享困难<sup>[58]</sup>。算法可信危机依然存在,深度学习模型的“黑箱”特性与临床决策所需透明度之间存在冲突。我国地域辽阔,医疗资源配置不够合理,如何推动 AI 技术基层下沉、赋能基层,以提升基层应用能力,是当前的重大挑战之一。

**4.1.3 法规政策与伦理管理** 随着 AI 在 HAI 管理中的广泛应用,法规政策与伦理问题日益凸显。目前我国尚未出台专门针对医疗隐私保护的专项法律,导致医疗数据保护标准模糊、法律适用呈碎片化。例如,《电子病历基本规范》仅适用于病历管理,难以覆盖智能医疗场景下的生物识别、行为轨迹等新型隐私数据<sup>[59]</sup>。AI 决策系统存在系统性偏见,部分检测模型对女性筛查灵敏度显著偏低,存在地域和文化歧视等问题,反映出算法伦理包容性缺陷<sup>[60]</sup>。由 AI 引发的管理主体责任与伦理法规问题不容忽视。

**4.1.4 人员培训与接受度问题** 要充分发挥 AI 在 HAI 管理中的作用,医护人员的培训和接受度至关重要。部分医院管理者仍固守“以人为本”的管理模式,对智能化管理的认知存在偏差<sup>[61]</sup>。这种思维惯性不仅造成重复性工作负担,并与智慧医疗的发展目标冲突。同时,医院普遍缺乏系统的 AI 技术培训机制,部分高年资医护人员存在智能系统操作障碍,如电子病历系统录入错误率较高,影响诊疗效率。此外,部分医院缺乏数据分析和 AI 系统维护能

力,导致设备故障响应滞后,影响医疗服务连续性。

**4.2 展望** 未来 AI 技术在 HAI 管理领域将呈现多模态融合、伦理治理深化、政策支持强化以及人才培养系统化等趋势。

在多模态协同与实时动态防控方面,深度学习、NLP 和计算机视觉等技术交叉融合,结合 5G、物联网技术,可实现对感染风险全方位动态监测与智能干预。通过联邦学习框架整合多中心数据,构建多维度感染风险预测模型,提升预警时效性和准确性;生成式 AI 在感染管理决策支持中发挥更大作用,减少人工干预,提升管理效率。

在伦理治理方面,将引入公平性约束算法校正模型偏见,确保技术应用包容性;医院建立 AI 伦理委员会,对 AI 应用全流程审查,明确责任归属,确保技术透明性和可解释性。

在政策支持方面,国家出台专门规范,涵盖数据隐私保护、算法透明性和临床验证标准等内容;设立专项基金支持基层医院引入智能感染防控系统,缩小城乡医疗资源差距;同时建立跨部门协同机制,推动数据共享与政策联动,为公共卫生决策提供有力支持。

在人才培养方面,致力于构建复合型人才梯队:医学高校设立交叉学科并开设相关课程,培养既懂医学又掌握 AI 技术的人才;建立在职医护人员系统培训机制,提升其操作能力和接受度,并建立行业认证体系以确保专业性;强化产学研合作机制,加速技术转化。

综上所述, AI 技术在 HAI 管理中应用前景广阔,但仍需克服诸多挑战。通过跨学科协作、政策支持与复合型人才培养,构建技术可信、伦理适配、政策保障的创新生态, AI 驱动的感染防控体系将为全球公共卫生安全治理智能化转型提供关键支撑。

**利益冲突:**所有作者均声明不存在利益冲突。

### [参考文献]

- [1] WHO. Guidelines on core components of infection prevention and control programmes at the national and acute health care facility level[EB/OL]. (2016-11-01)[2025-02-23]. <https://www.who.int/publications/i/item/9789241549929>.
- [2] Radaelli D, Di Maria S, Jakovski Z, et al. Advancing patient safety: the future of artificial intelligence in mitigating health-care-associated infections: a systematic review[J]. Healthcare (Basel), 2024, 12(19): 1996.

- [3] Godbole AA, Paras, Mehra M, et al. Enhancing infection control in ICUS through AI: a literature review[J]. *Health Sci Rep*, 2025, 8(1): e70288.
- [4] Baddal B, Taner F, Uzun Ozsahin D. Harnessing of artificial intelligence for the diagnosis and prevention of hospital-acquired infections: a systematic review[J]. *Diagnostics* (Basel), 2024, 14(5): 484.
- [5] McCarthy J, Minsky ML, Rochester N, et al. A proposal for the dartmouth summer research project on artificial intelligence, August 31, 1955[J]. *AI Mag*, 2006, 27(4): 12–14.
- [6] Allegranzi B, Bagheri Nejad S, Combescure C, et al. Burden of endemic health-care-associated infection in developing countries: systematic review and Meta-analysis[J]. *Lancet*, 2011, 377(9761): 228–241.
- [7] Bonello K, Emani S, Sorensen A, et al. Prediction of impending central-line-associated bloodstream infections in hospitalized cardiac patients: development and testing of a machine-learning model[J]. *J Hosp Infect*, 2022, 127: 44–50.
- [8] Wiens J, Campbell WN, Franklin ES, et al. Learning data-driven patient risk stratification models for *Clostridium difficile*[J]. *Open Forum Infect Dis*, 2014, 1(2): ofu045.
- [9] Arzilli G, De Vita E, Pasquale M, et al. Innovative techniques for infection control and surveillance in hospital settings and long-term care facilities: a scoping review[J]. *Antibiotics* (Basel), 2024, 13(1): 77.
- [10] Lakhani P, Sundaram B. Deep learning at chest radiography: automated classification of pulmonary tuberculosis by using convolutional neural networks[J]. *Radiology*, 2017, 284(2): 574–582.
- [11] Langford T, Giraud-Carrier C, Magee J. Detection of infectious outbreaks in hospitals through incremental clustering [C]//Artificial Intelligence in Medicine. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg, 2001: 30–39.
- [12] 刘辰. 国务院印发《新一代人工智能发展规划》: 构筑我国人工智能发展先发优势[J]. 中国科技产业, 2017(8): 78–79.  
Liu C. State council issues *The new generation artificial intelligence development plan*: building China's early advantages in AI development[J]. *Science & Technology Industry of China*, 2017(8): 78–79.
- [13] 武单单. 医鸣数据获得国中创近亿元 B 轮融资[J]. 科技与金融, 2017(3): 49.  
Wu DD. Yiming data secures nearly CNY 100 million in series B financing from Guozhong capital ventures[J]. *Sci-Tech Finance Monthly*, 2017(3): 49.
- [14] 李秀芝. (晶泰科技)新药研发的“加速器”[J]. 中国企业家, 2021(8): 20–23.  
Li XZ. (Jingtai Technology) “accelerator” in new drug R & D [J]. *China Entrepreneur*, 2021(8): 20–23.
- [15] Yu XD, Liu WH, Xia F, et al. Artificial intelligence-based CT metrics used in predicting clinical outcome of COVID-19 in young and middle-aged adults[J]. *Med Phys*, 2022, 49(8): 5604–5615.
- [16] Sohn S, Larson DW, Habermann EB, et al. Detection of clinically important colorectal surgical site infection using Bayesian network[J]. *J Surg Res*, 2017, 209: 168–173.
- [17] Beeler C, Dbeibo L, Kelley K, et al. Assessing patient risk of central line-associated bacteremia via machine learning[J]. *Am J Infect Control*, 2018, 46(9): 986–991.
- [18] Liang QQ, Zhao QY, Xu X, et al. Early prediction of carbapenem-resistant Gram-negative bacterial carriage in intensive care units using machine learning[J]. *J Glob Antimicrob Resist*, 2022, 29: 225–231.
- [19] Giang C, Calvert J, Rahmani K, et al. Predicting ventilator-associated pneumonia with machine learning [J]. *Medicine (Baltimore)*, 2021, 100(23): e26246.
- [20] Smith KP, Kang AD, Kirby JE. Automated interpretation of blood culture Gram stains by use of a deep convolutional neural network[J]. *J Clin Microbiol*, 2018, 56(3): e01521–17.
- [21] Shortliffe EH, Davis R, Axline SG, et al. Computer-based consultations in clinical therapeutics: explanation and rule acquisition capabilities of the MYCIN system[J]. *Comput Biomed Res*, 1975, 8(4): 303–320.
- [22] Greco A, Percannella G, Ritrovato P, et al. A deep learning based system for handwashing procedure evaluation[J]. *Neural Comput Appl*, 2023, 35(22): 15981–15996.
- [23] Storr J, Twyman A, Zingg W, et al. Core components for effective infection prevention and control programmes: new WHO evidence-based recommendations[J]. *Antimicrob Resist Infect Control*, 2017, 6: 6.
- [24] Tomczyk S, Twyman A, De Kraker M E A, et al. The first WHO global survey on infection prevention and control in health-care facilities [J]. *The Lancet Infectious Diseases*, 2022, 22(6): 845–56.
- [25] Tiwari N, Paul K, Raut SK, et al. MMTS: multi-modal time series based decision support system for ventilator associated pneumonia[C]//2024 International Joint Conference on Neural Networks (IJCNN). IEEE, 2024: 1–8.
- [26] Singhal K, Azizi S, Tu T, et al. Large language models encode clinical knowledge[J]. *Nature*, 2023, 620(7972): 172–180.
- [27] Shashikumar SP, Mohammadi S, Krishnamoorthy R, et al. Development and prospective implementation of a large language model based system for early sepsis prediction[J]. *NPJ Digit Med*, 2025, 8(1): 290.
- [28] Thirkell G, Chambers J, Gilbart W, et al. Pilot study of digital tools to support multimodal hand hygiene in a clinical setting[J]. *Am J Infect Control*, 2018, 46(3): 261–265.
- [29] Singh A, Haque A, Alahi A, et al. Automatic detection of hand hygiene using computer vision technology[J]. *J Am Med Inform Assoc*, 2020, 27(8): 1316–1320.
- [30] Hong H, Shin W, Oh J, et al. Standard for the quantification of a sterilization effect using an artificial intelligence disinfection robot[J]. *Sensors (Basel)*, 2021, 21(23): 7776.
- [31] 中华人民共和国国家卫生健康委员会. 医院感染监测标准

- WS/T 312—2023[J]. 新发传染病电子杂志, 2024, 9(2): 84–98.
- National Health Commission of the People's Republic of China. Standard for healthcare associated infection surveillance WS/T 312—2023[J]. Electronic Journal of Emerging Infectious Diseases, 2024, 9(2): 84–98.
- [32] Rahmani K, Garikipati A, Barnes G, et al. Early prediction of central line associated bloodstream infection using machine learning[J]. Am J Infect Control, 2022, 50(4): 440–445.
- [33] Perret J, Schmid A. Application of OpenAI GPT-4 for the retrospective detection of catheter-associated urinary tract infections in a fictitious and curated patient data set[J]. Infect Control Hosp Epidemiol, 2024, 45(1): 96–99.
- [34] Møller JK, Sørensen M, Hardahl C. Prediction of risk of acquiring urinary tract infection during hospital stay based on machine-learning: a retrospective cohort study[J]. PLoS One, 2021, 16(3): e0248636.
- [35] Jakobsen RS, Nielsen TD, Leutscher P, et al. Clinically explainable machine learning models for early identification of patients at risk of hospital-acquired urinary tract infection[J]. J Hosp Infect, 2024, 154: 112–121.
- [36] Jakobsen RS, Nielsen TD, Leutscher P, et al. A study on the risk stratification for patients within 24 hours of admission for risk of hospital-acquired urinary tract infection using Bayesian network models[J]. Health Informatics J, 2024, 30(1): 14604582241234232.
- [37] Zhu C, Xu Z, Gu Y, et al. Prediction of post-stroke urinary tract infection risk in immobile patients using machine learning: an observational cohort study[J]. J Hosp Infect, 2022, 122: 96–107.
- [38] Gulshan V, Peng L, Coram M, et al. Development and validation of a deep learning algorithm for detection of diabetic retinopathy in retinal fundus photographs[J]. JAMA, 2016, 316(22): 2402–2410.
- [39] Ardila D, Kiraly AP, Bharadwaj S, et al. End-to-end lung cancer screening with three-dimensional deep learning on low-dose chest computed tomography[J]. Nat Med, 2019, 25(6): 954–961.
- [40] Chavoshi M, Zamani S, Mirshahvalad SA. Diagnostic performance of deep learning models versus radiologists in COVID-19 pneumonia: a systematic review and Meta-analysis[J]. Clin Imaging, 2024, 107: 110092.
- [41] Xie Q, Lu Y, Xie X, et al. The usage of deep neural network improves distinguishing COVID-19 from other suspected viral pneumonia by clinicians on chest CT: a real-world study[J]. Eur Radiol, 2021, 31(6): 3864–3813.
- [42] Garvey M. Hospital acquired sepsis, disease prevalence, and recent advances in sepsis mitigation[J]. Pathogens, 2024, 13(6): 461.
- [43] Lauritsen SM, Kalør ME, Kongsgaard EL, et al. Early detection of sepsis utilizing deep learning on electronic health record event sequences[J]. Artif Intell Med, 2020, 104: 101820.
- [44] Hirano Y, Shinmoto K, Okada Y, et al. Machine learning approach to predict positive screening of methicillin-resistant *Staphylococcus aureus* during mechanical ventilation using synthetic dataset from MIMIC-IV database[J]. Front Med (Lausanne), 2021, 8: 694520.
- [45] Mora-Jiménez I, Tarancón-Rey J, álvarez-Rodríguez J, et al. Artificial intelligence to get insights of multi-drug resistance risk factors during the first 48 hours from ICU admission[J]. Antibiotics (Basel), 2021, 10(3): 239.
- [46] 吴金玉, 陈曦, 黎慧, 等. 大语言模型在护理领域的应用进展[J]. 护理学杂志, 2024, 39(17): 26–29.
- Wu JY, Chen X, Li H, et al. A review of large language models in nursing[J]. Journal of Nursing Science, 2024, 39(17): 26–29.
- [47] 吴宏, 胡军, 陈尔真, 等. 基于大语言模型的医疗质量控制应用系统构建[J]. 医学信息学杂志, 2025, 46(2): 8–13.
- Wu H, Hu J, Chen EZ, et al. Construction of a medical quality control application system based on large language models [J]. Journal of Medical Informatics, 2025, 46(2): 8–13.
- [48] Fitzpatrick F, Doherty A, Lacey G. Using artificial intelligence in infection prevention[J]. Curr Treat Options Infect Dis, 2020, 12(2): 135–144.
- [49] 牛牧青, 郝晓伟, 许锋波, 等. 医院医疗废弃物智能化管理研究与探索[J]. 中国新通信, 2025, 27(2): 42–45.
- Niu MQ, Hao XW, Xu FB, et al. Research and exploration on intelligent management of hospital medical waste[J]. China New Telecommunications, 2025, 27(2): 42–45.
- [50] Yang T, Du YN, Sun MZ, et al. Risk management for whole-process safe disposal of medical waste: progress and challenges [J]. Risk Manag Healthc Policy, 2024, 17: 1503–1522.
- [51] Bolton WJ, Wilson R, Gilchrist M, et al. Personalising intravenous to oral antibiotic switch decision making through fair interpretable machine learning[J]. Nat Commun, 2024, 15(1): 506.
- [52] Fu QY, Zhang YJ, Wang P, et al. Rapid identification of the resistance of urinary tract pathogenic bacteria using deep learning-based spectroscopic analysis[J]. Anal Bioanal Chem, 2021, 413(30): 7401–7410.
- [53] Jeon K, Kim JM, Rho K, et al. Performance of a machine learning-based methicillin resistance of *Staphylococcus aureus* identification system using MALDI-TOF MS and comparison of the accuracy according to SCC mec types[J]. Microorganisms, 2022, 10(10): 1903.
- [54] 陈瑜. 人工智能在消化内镜质量控制中应用的研究进展[J]. 中国社区医师, 2024, 40(9): 8–10.
- Chen Y. Research progress on application of artificial intelligence in quality control of digestive endoscopy[J]. Chinese Community Doctors, 2024, 40(9): 8–10.
- [55] 金燕平, 陆佳巍, 朱丹萍, 等. 基于 5G 技术的智能内镜追溯系统在消化内镜质量管理中的应用研究[J]. 现代实用医学, 2021, 33(12): 1649–1650.
- Jin YP, Lu JW, Zhu DP, et al. Application research on the

- intelligent endoscopic traceability system based on 5G technology in digestive endoscopy quality management[J]. Modern Practical Medicine, 2021, 33(12): 1649–1650.
- [56] Kwong JCC, Nickel GC, Wang SCY, et al. Integrating artificial intelligence into healthcare systems: more than just the algorithm[J]. NPJ Digit Med, 2024, 7(1): 52.
- [57] 张旭东, 陈校云, 舒婷. 人工智能蓝皮书: 中国医疗人工智能发展报告(2020)[M]. 北京: 社会科学文献出版社, 2021.  
Zhang XD, Chen XY, Shu T. Blue book of artificial intelligence: annual report on medical artificial intelligence in China (2020)[M]. Beijing: Social Science Academic Press, 2021.
- [58] Rajkomar A, Oren E, Chen K, et al. Scalable and accurate deep learning with electronic health records[J]. NPJ Digit Med, 2018, 1: 18.
- [59] 雷禹. 新一代人工智能背景下医疗隐私保护治理[J]. 新媒体与社会, 2024, 33(1): 176–196.  
Lei Y. Governance of medical privacy protection in the context of the new generation of artificial intelligence[J]. New Media and Society, 2024, 33(1): 176–196.
- [60] 刘漫, 沈鹏熠, 张茹梦. 人工智能技术在医疗护理中的应用研究[J]. 中国农村卫生事业管理, 2025, 45(3): 177–182.
- Liu M, Shen PY, Zhang RM. Application of artificial intelligence technology in medical nursing[J]. Chinese Rural Health Service Administration, 2025, 45(3): 177–182.
- [61] 孙鹏, 吴长海, 杨凯. 人工智能在医院管理中的应用[J]. 财经界, 2022(25): 75–77.  
Sun P, Wu CH, Yang K. Application of artificial intelligence in hospital management[J]. Money China, 2022 (25): 75–77.

(本文编辑:翟若南)

**本文引用格式:**刘欣奕,范鹏超,刘文芝.人工智能技术在医院感染管理中的应用与研究进展[J].中国感染控制杂志,2025,24(11):1671–1680.DOI:10.12138/j.issn.1671–9638.20252397.

**Cite this article as:** LIU Xinyi, FAN Pengchao, LIU Wenzhi. Application and research progress of artificial intelligence technology in healthcare-associated infection management[J]. Chin J Infect Control, 2025, 24(11): 1671–1680. DOI: 10.12138/j.issn.1671–9638.20252397.