DOI:10.12138/j.issn.1671－9638.20262906

论著·人工智能专题

基于 DeepSeek 的医院感染智能判定系统构建及效能评价

范鹏超,高华聪,王　倩,刘欣奕,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] **目的**　构建基于 DeepSeek 大语言模型的医院感染(HAI)智能判定系统,评估其与传统单人判定模式的效能差异。**方法**　采用单中心回顾性研究,纳入大连医科大学附属第二医院 2025 年 1—6 月的出院病历,以 5 名资深感染控制专家盲法共识为金标准判定是否为 HAI,比较人工智能(AI)系统与单人判定在灵敏度、特异度、准确率、曲线下面积(AUC)及 Kappa 值等方面的差异,并进行感染部位亚组分析和错误类型归纳。**结果**　根据专家金标准判定,本研究 HAI 阳性 136 例、阴性 184 例。效能对比显示,AI 系统在各效能指标上均优于单人判定:灵敏度(92.6% VS 84.6%)、准确率(93.8% VS 89.1%)、AUC(0.976 VS 0.897)及 Kappa 值(0.869 VS 0.776),差异均具有统计学意义(均 $P<0.05$)。AI 系统对不同感染部位的灵敏度均维持在 94%以上,尤其在血流感染中明显优于人工(94.7% VS 73.7%,$P=0.044$)。错误类型分析表明,AI 误判主要源于非典型临床表现,而人工漏报多因病历阅读疏忽所致。**结论**　基于 DeepSeek 的 HAI 智能判定系统具有较高的判别效能与稳定性,能够显著提升 HAI 识别的灵敏度和标准化水平。"AI 初筛－人工终审"的人机协同模式可作为 HAI 防控的智能化解决方案。

[关　键　词] 人工智能;智能监测;DeepSeek;医院感染;大语言模型
[中图分类号] R181.3+2

Construction and performance of DeepSeek-based artificial intelligence judgement system for healthcare-associated infection

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

[**Abstract**] **Objective**　To construct an artificial intelligence (AI) judgement system for healthcare-associated infection (HAI) based on the DeepSeek large language model, evaluate its performance differences from traditional individual-based manual review. **Methods**　A single-center retrospective study was conducted, medical records of discharged patients from the Second Hospital of Dalian Medical University between January and June 2025 were included for analysis, the blinded consensus of 5 senior infection control experts was used as the gold standard to judge HAI, the differences in sensitivity, specificity, accuracy, area under the curve (AUC), and Kappa values of the AI system and individual review were compared, subgroup analysis based on infection sites and error type categorization was also performed. **Results**　According to the expert gold standard judgement, 136 cases were positive and 184 cases were negative for HAI in this study. The performance comparison showed that the AI system outperformed individual judgement in various performance indicators: sensitivity (92.6% vs 84.6%), accuracy (93.8% vs 89.1%), AUC (0.976 vs 0.897), and Kappa value (0.869 vs 0.776), with differences being statistically significant (all $P<0.05$). The sensitivity of the AI system to different infection sites remained above 94%, especially in bloodstream infection, which was significantly superior to manual review (94.7% vs 73.7%, $P=0.044$). Analysis of error types revealed that AI misjudgements were mainly caused by atypical clinical manifestations, while manual

[收稿日期]　2025－08－21
[基金项目]　大连医科大学附属第二医院机关管理 1+x 课题(2024QNGL04)
[作者简介]　范鹏超(1991－),男(汉族),辽宁省大连市人,主治医师,主要从事人工智能与医院感染管理研究。
[通信作者]　刘文芝　　E-mail:2568844363@qq.com

underreporting was often caused by negligence in reading medical records. **Conclusion** The DeepSeek-based AI judgement system for HAI demonstrates high judgement performance and stability, and can significantly improve the sensitivity and standardization of HAI recognition. The human-AI collaborative model of "AI initial screening-manual final review" can serve as an intelligent solution for HAI prevention and control.

[**Key words**] artificial intelligence; intelligent monitoring; DeepSeek; healthcare-associated infection; large language model

医院感染(healthcare-associated infection, HAI)是全球面临的一项严峻公共卫生挑战,不仅显著增加患者的发病率和病死率,延长住院时间,还给医疗卫生系统带来沉重的经济负担[1]。有效的HAI监测是保障医疗质量与患者安全的基石[2-3]。然而,我国现行监测模式依赖感染控制(感控)专职人员手工回顾病历,存在经验依赖性强、判读变异大、漏报风险高等缺陷[4]。随着人工智能(artificial intelligence, AI)技术的飞速发展,特别是以DeepSeek为代表的大语言模型在医疗领域的成功应用,为实现HAI智能判定提供了新路径[5]。目前,国内尚未见基于DeepSeek大语言模型及整合多源数据的HAI智能系统的相关报道。此外,其与资深感控专员判定的头对头效能对比研究仍属空白。因此,本研究旨在构建并验证基于DeepSeek的HAI智能判定系统(以下简称AI系统),并评估其与传统单人判定模式的效能差异,以期为AI技术赋能医院感控实践及提升监测效率与质量提供可靠的循证依据。

1 对象与方法

1.1 *研究对象与数据来源* 本研究为单中心回顾性研究,数据来源于大连医科大学附属第二医院临床信息系统,包括电子病历(EMR)、实验室信息系统(LIS)及医院信息系统(HIS)。

在医院数据平台对2025年1—6月的出院病历通过检索感染相关关键词进行初筛,并由两名中级职称感控专员复核判定后构建病例池,意见不一致时由一名具有10年以上感控经验的主任医师确定是否纳入。应用PASS 2021软件进行估算,设定期望灵敏度(sensitivity)为85%,允许误差为5%,显著性水平$\alpha=0.05$(双侧),计算得到所需阳性病例数为≥196例。假设HAI阳性预警率为65%(基于该院2024年6—12月HAI监测统计数据),则总样本量需≥302例。为保证统计效力,最终通过随机数字表法抽取320份病历构成最终研究对象。

1.2 *研究方法*

1.2.1 *金标准的确立* 由5名具有10年以上经验的感控专家(主任/副主任医师)组成评审小组。成员在盲法条件下独立审阅病历,依据《医院感染诊断标准(试行)》[6]进行判定。专家组初始判断的一致性为Fleiss Kappa=0.78。对不一致病例通过讨论达成共识,该共识结果作为本研究的金标准。

1.2.2 *传统单人判断模式* 为模拟医疗机构中感控专员常规独立工作的真实场景,本研究设定由一名具有8年感控工作经验的中级职称专员完成全部人工判读任务。该专员在不知晓AI判断结果及专家小组金标准结果的条件下,严格按照《医院感染诊断标准(试行)》,对全部320份病历进行独立审阅与判定,并记录结果。该设计旨在评估单个经验丰富的感控专员在日常工作状态下的典型效能。

1.2.3 *基于DeepSeek的HAI智能判定系统构建* 本研究基于DeepSeek-Medical-7B大语言模型构建HAI智能判定系统,以实现对HAI风险的实时识别与标准化判定输出。系统整体架构涵盖数据层、特征层、模型层和应用层,通过多模块协同实现智能化监测。本系统测试硬件环境为GPU:NVIDIA GeForce GTX 1080 8 GB;CPU:Intel Xeon Platinum 8358P @ 2.60 GHz,128 GB RAM,软件环境为Python 3.9和PyTorch 2.0。

系统首先对接HIS、LIS及EMR,集成包括病程记录、护理文书等非结构化文本,同时采集如白细胞计数(WBC)、血小板计数(PLT)、体温等时序指标,以及抗菌药物使用与手术记录等多源数据。

在数据预处理阶段,对结构化数据采用箱线图法(IQR=1.5)识别异常值,并依据临床合理范围进行修正;对医疗文本则参照《医学主题词表(MeSH)》[7]及SNOMED CT进行术语标准化;同时提取时序特征如滑动窗口内的均值、标准差及趋势斜率作为统计量。

在特征层面,系统融合文本与结构化数据:利用DeepSeek-Medical-7B模型提取文本语义嵌入向量,筛选与感染密切相关的结构化指标,并构建涵盖患

者、病原体、感染部位和抗菌药物 4 类实体及 89 条诊断规则的医院感染知识图谱以支持诊断推理。模型将多模态特征作为输入变量，经多层感知机(MLP)输出 HAI 阳性概率、感染部位及风险评分(0～100 分)。模型训练使用来源于 2024 年 6—12 月的 1 000 例 HAI 病例数据(独立于最终评测集)，按 8∶1∶1 的比例划分为训练集、验证集与测试集进行模型优化与内部验证。训练、验证及内部测试过程均独立于本次研究用于最终效能对比的 320 例数据集，确保训练集与测试集完全分离，避免数据泄漏。采用 AdamW 优化器(学习率 2e-5)训练 50 轮，使用早停策略(耐心值 = 10)，并以 Focal Loss 缓解类别不平衡问题。系统应用层实现“预警－确认－干预－反馈”闭环管理机制，当 HAI 阳性概率≥80%或风险评分≥70 分时，自动推送含关键证据及诊断规则的信息至感控人员终端，支持其进行终审决策并记录干预反馈，最终形成持续优化机制。

1.2.4 消融实验设计 为定量评估非结构化文本数据与结构化数据对模型性能的贡献，明确 DeepSeek 大语言模型在语义理解方面的独特优势，本研究设计了消融实验。实验共设置三个模型组进行对比：①仅结构化数据模型。输入特征仅包含 WBC、PLT、体温等结构化数值指标及分类变量。②仅文本数据模型。输入特征仅为经 DeepSeek-Medical-7B 编码的病程记录、护理文书等非结构化文本的语义嵌入向量。③多模态融合完整模型。即本研究构建的整合了上述两类特征的完整系统。所有对比模型均保持相同的模型架构与超参数设置，使用相同的训练集、验证集与测试集进行训练与评估，以确保对比的公平性。效能对比的核心指标包括灵敏度、特异度(specificity)及 F1-Score。

1.3 评价指标 以金标准为参照，分别计算 AI 系统和人工判断的以下指标：灵敏度、特异度、准确率(accuracy)、精确率/阳性预测值(precision/PPV)、F1-Score。绘制受试者工作特征(ROC)曲线并计算曲线下面积(AUC)。采用 Kappa 统计量评估与金标准的一致性。

1.4 统计分析 应用 SPSS 26.0 和 MedCalc 软件进行数据分析。计量资料以均数 ± 标准差($\bar{x} \pm s$)表示，计数资料以例数(百分比)表示。采用 McNemar 检验比较 AI 与人工在灵敏度和特异度上的差异。$P \leqslant 0.05$ 为差异具有统计学意义。Kappa 值评估一致性强度：>0.75～1.00 为一致性极好；0.40～0.75 为一致性一般～好；<0.40 为一致性较差。

2 结果

2.1 患者基线特征 本研究最终纳入 320 份病历。患者平均年龄为(59.1 ± 17.2)岁，其中男性占 55.6%。经金标准判定确定 HAI 阳性 136 例(42.5%)，阴性 184 例(57.5%)。感染部位分布以下呼吸道(45.6%)、泌尿系统(25.0%)和血流(14.0%)为主，见表 1。

表 1 患者基线特征与分组比较

Table 1 Baseline characteristics and grouping comparison of patients

特征	总体(n = 320)	HAI 阳性组(n = 136)	HAI 阴性组(n = 184)	t/χ^2	P
年龄($\bar{x} \pm s$，岁)	59.1 ± 17.2	60.3 ± 16.8	58.2 ± 17.5	1.10	0.283
男性[例(%)]	178(55.6)	78(57.4)	100(54.3)	0.11	0.592
基础疾病[例(%)]					
心血管疾病	98(30.6)	45(33.1)	53(28.8)	0.25	0.412
糖尿病	74(23.1)	38(27.9)	36(19.6)	2.94	0.077
恶性肿瘤	59(18.4)	20(14.7)	39(21.2)	1.95	0.138
慢性肺病	43(13.4)	25(18.4)	18(9.8)	4.89	0.027
HAI 感染部位分布[例(%)]					
下呼吸道	62(45.6)	62(45.6)	-	-	-
泌尿系统	34(25.0)	34(25.0)	-	-	-
血流	19(14.0)	19(14.0)	-	-	-
其他	21(15.4)	21(15.4)	-	-	-

注：- 表示数据不存在。

2.2 AI 系统与人工判断的效能对比 以专家组金标准为参照，对 AI 系统与传统单人判断效能进行全面评估。两种方法的混淆矩阵如表 2 所示。分析效能发现，AI 系统在多数核心指标上均展现出优于传统单人判断模式的性能。AI 系统的灵敏度更高（92.6% VS 84.6%，$P=0.012$），准确率（93.8%）高于人工判断（89.1%，$P=0.018$），AUC 值（0.976 VS 0.897）也更优（$P<0.001$），表明其整体判别能力更强。同时，AI 系统处理单例病历平均仅需（3.5±2.1）s，而人工审阅单例需（492.0±180.0）s，AI 系统处理效率约为人工的 142 倍。在特异度方面，AI 系统（94.6%）虽数值上高于人工判断（92.4%），但差异无统计学意义（$P=0.267$），表明两者在排除非感染病例方面能力相当，但 AI 的误报（FP）绝对值更低（10 例 VS 14 例），有助于减少不必要的临床干预和警报干扰。AI 与金标准的 Kappa 值为 0.869，远高于人工判断的 0.776，达到“极好”的一致性水平，凸显了 AI 系统判定的高度标准化和稳定性，见表 3。

表 2 AI 系统与传统单人判断的混淆矩阵

Table 2 Confusion matrix between AI system and traditional individual-based manual review

系统	金标准		合计
	阳性（$n=136$）	阴性（$n=184$）	
AI 系统			
阳性	126（TP）	10（FP）	136
阴性	10（FN）	174（TN）	184
人工判断			
阳性	115（TP）	14（FP）	129
阴性	21（FN）	170（TN）	191

注：TP 表示真阳性，FP 表示假阳性，FN 表示假阴性，TN 表示真阴性。

表 3 AI 系统与传统单人判断模型的效能比较

Table 3 Comparison in performance between AI system and traditional individual-based manual review mode

评价指标	AI 系统	人工判断	$\chi^2/Z/t$	P
灵敏度[%（例）]	92.6（126）	84.6（115）	4.92	0.012
特异度[%（例）]	94.6（174）	92.4（170）	0.66	0.267
准确率[%（例）]	93.8（300）	89.1（285）	3.85	0.018
精确率/PPV（%）	92.6（126/136）	89.1（115/129）	1.00	0.332
F1-Score	0.926	0.868	2.15*	0.032
AUC（95%*CI*）	0.976（0.958～0.994）	0.897（0.859～0.935）	3.76*	<0.001
Kappa 值	0.869	0.776	1.75*	0.035
单病例处理时间（$\bar{x}\pm s$，s）	3.5±2.1	492.0±180.0	48.55	<0.001

注：* 表示数值为 Z 值。

2.3 主要感染部位的诊断灵敏度 对主要感染部位诊断灵敏度的亚组分析显示，AI 系统在主要感染部位的灵敏度均稳定在 94%以上，性能较稳健。人工判断的灵敏度波动较大，尤其在血流感染的判断上表现不佳（73.7% VS 94.7%）。见表 4。

表 4 主要感染部位的诊断灵敏度分析

Table 4 Sensitivity of diagnosis for main infection sites

感染部位	总例数	AI 系统灵敏度[%（例）]	人工判断灵敏度[%（例）]	χ^2	P
下呼吸道	62	95.2（59）	85.5（53）	2.89	0.077
泌尿系统	34	94.1（32）	91.2（31）	0	1.000
血流	19	94.7（18）	73.7（14）	-	0.125

注：- 表示采用精确 McNemar 检验。

2.4 判定不一致病例分析 对 AI 系统与人工判断中所有与金标准不一致的病例进行归纳分析，AI 的错误主要集中于对感染与非感染炎症鉴别错误，而人工的错误则突出表现为因信息提取或解读疏忽导致的漏报。两者错误类型与分布见表 5。

2.5 消融实验 不同数据模态对模型性能贡献各异，融合了多模态特征的完整模型在所有指标上均优于前述单一模态模型，其灵敏度提升至 92.6%，特异度提升至 94.6%，F1-Score 达 0.926，见表 6。组间比较显示，完整模型与仅文本模型、仅结构化数据模型的灵敏度差异均具有统计学意义（均 $P<0.05$）。

表 5　AI 系统与人工判断不一致病例的错误类型分析

Table 5　Error types of cases with inconsistent judgement between AI system and manual judgement

错误类型	AI 系统(n = 20)	人工判断(n = 35)
假阴性(漏报)	10	21
非典型或复杂临床表现	6	5
信息提取或解读疏忽	4	16
假阳性(误报)	10	14
感染与非感染性炎症鉴别错误	8	13
规则/指标应用偏差	2	1

注:本表仅列出三类主要感染类型的 FN 分布,故人工判断总假阴性(FN)为 21 例,其余感染类型 FN 共 4 例未列出。

表 6　不同数据模态输入的消融实验效能对比

Table 6　Comparison of efficacy in ablation study on modality inputs of different data

组别	灵敏度[%(例)]	特异度[%(例)]	F1-Score
仅结构化数据模型	85.3(116)	89.7(165)	0.844
仅文本数据模型	88.2(120)	87.0(160)	0.862
多模态融合模型(完整模型)	92.6(126)	94.6(174)	0.926

3　讨论

本研究首次在国内构建并验证了基于 DeepSeek 大语言模型的 HAI 智能判定系统。结果显示,与传统单人判定模式相比,AI 系统在监测效能上具有显著优势,不仅为 AI 赋能 HAI 监测提供了循证依据,也为我国医疗感染防控的智能化转型探索了适宜路径。与巴西一项基于传统机器学习模型的(AUC 0.927,灵敏度 88.57%)研究[8]相比,本研究基于 DeepSeek 大语言模型取得了更高的判别效能(AUC 0.976,灵敏度 92.6%),这一优势可能源于大语言模型在整合非结构化文本语义与结构化数据方面的卓越能力,表明其更适用于 HAI 这类依赖多源信息综合判定的复杂场景。

本研究中 16 例因信息提取或阅读疏忽导致的漏报,凸显了传统模式在高负荷工作下稳定性与可重复性不足等固有缺陷[9-10],而 AI 系统凭借其客观、稳定的计算能力,能有效规避人工主观性与疲劳度的影响,为推进标准化、同质化的 HAI 监测提供了技术保障。同时,DeepSeek 模型强大的自然语言理解能力,不仅能捕捉 WBC、PCT 等显性指标,更能深度解析非结构化文本语义,并关联实验室检查动态趋势与用药信息[11]。本研究中,AI 系统成功识别出 13 例被人工判定为阴性而实际为阳性的病例,这些病例多为非典型临床表现,展现出 AI 系统在早期预警和复杂模式识别方面的独特价值。本研究的消融实验结果表明,融合非结构化文本与结构化数据的多模态模型效能显著优于任何单一模态模型。这不仅验证了 DeepSeek 大语言模型在理解和提取医疗文本语义信息方面的能力,更强调了 HAI 判定是一个需要综合多项证据的复杂决策过程,仅依赖结构化数据会导致灵敏度不足,而仅依赖文本则可能因描述模糊或缺失影响特异度。多模态融合是实现高精度、高稳健性 AI 判定的必然路径。但 AI 系统仍存在局限性,其主要错误集中于对非感染性炎症的误判。这既可能源于训练数据中此类复杂、不典型病例的样本相对不足,也可能源于模型在深度融合时序性临床信息进行复杂医学逻辑推理方面存在缺陷[12-13]。未来可通过增加对抗性样本、引入医学知识图谱增强推理逻辑,以及结合可解释性技术剖析模型决策路径等方式加以改进。

此外,本研究的人工对比对象仅为单一专员,虽能模拟真实工作场景,但可能无法完全代表感控队伍的整体水平,未来需纳入更多样化的评估者,以量化人工判读的真实变异度。基于上述结果,推测未来 HAI 监测的最佳实践应是构建“人机协同”智能增强模式。在此模式下,AI 负责高效完成初筛,感控人员则转型为终审决策者,专注于 AI 提示阳性病例的复核、复杂病例的研判及干预措施的制定[14]。这种分工既可缓解感控专职人员配备不足的压力[15],尤其可提升基层医疗机构的感控能力,又能将人类专家的经验智慧与 AI 的高效稳定有机结合,形成“AI 初筛 - 人工终审 - 干预反馈”的闭环管理流程,最终提升整体监测体系的效能。

本研究中,AI 系统的卓越效率(耗时仅为人工的 1/142)预示着其实现全院实时自动化监测的潜力,有望彻底改变当前滞后、被动的监测模式。德国某研究[16]报道,该医院利用 5 年时间构建智能化 AI 预警监测模式,成功使 HAI 发病率下降 2.4%,具有良好借鉴作用。然而,实现这一愿景有赖于 AI 系统与医院信息系统的深度集成,以构建实时数据分析 - 自动预警 - 精准干预的闭环。这不仅能将感控人员从繁琐的病历筛查中解放出来[17],使其转向更具价值的临床干预与决策支持工作,还可能通过早发现、早干预带来显著的长期经济效益。

本研究也存在以下局限性。首先，作为单中心回顾性研究，受该院病历书写风格和诊疗模式影响，AI 监测判定可能存在“过拟合”风险，导致其在外部数据集上的性能下降。因此，该模型在其他医疗机构的泛化能力需通过前瞻性、多中心、不同级别医疗机构的外部验证进一步证实，以评估其在不同数据环境下的效能，确保在其他医疗机构也能保持较高的灵敏度与一致性。其次，AI 模型的“黑箱”特性仍是临床信任的障碍[18]，尽管其灵敏度和一致性数据优异，但为让临床人员信任并使用其判读结果，需引入可解释性 AI 技术。

综上所述，基于 DeepSeek 的智能判定系统有望成为 HAI 监测领域的变革性工具。通过构建人机协同的新范式，可助力医疗机构打造更及时、准确、标准化的感染防控体系，为提升医疗质量和保障患者安全提供核心驱动力。

利益冲突：所有作者均声明不存在利益冲突。

[参 考 文 献]

[1] 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.

[2] Cho SY, Kim Z, Chung DR, et al. Development of machine learning models for the surveillance of colon surgical site infections[J]. J Hosp Infect, 2024, 146: 224-231.

[3] Bonde A, Lorenzen S, Brixen G, et al. Assessing the utility of deep neural networks in detecting superficial surgical site infections from free text electronic health record data[J]. Front Digit Health, 2024, 5: 1249835.

[4] 李若洁，吴贻乐，胡小骞，等. 安徽省医院感染监测指标现况调查[J]. 中华医院感染学杂志，2025，35(16)：2495-2498.
Li RJ, Wu YL, Hu XQ, et al. Prevalence survey of monitoring indexes for hospital-associated infections in Anhui Province[J]. Chinese Journal of Nosocomiology, 2025, 35(16): 2495-2498.

[5] 许洛，郎东，王晓君. 人工智能技术在医院感染防控中的应用研究进展[J]. 中国感染控制杂志，2025，24(7)：1019-1026.
Xu L, Lang D, Wang XJ. Research progress in the application of artificial intelligence technology in healthcare-associated infection prevention and control[J]. Chinese Journal of Infection Control, 2025, 24(7): 1019-1026.

[6] 中华人民共和国卫生部. 关于印发医院感染诊断标准(试行)的通知[EB/OL]. (2001-11-07)[2025-07-14]. https://www.nhc.gov.cn/wjw/gfxwj/200111/5d9cffd69efa495f9b340da3a50c7818.shtml.
Ministry of Health of the People's Republic of China. Notice on issuing the diagnostic criteria for hospital-acquired infections (Trial)[EB/OL]. (2001-11-07)[2025-07-14]. https://www.nhc.gov.cn/wjw/gfxwj/200111/5d9cffd69efa495f9b340da3a50c7818.shtml.

[7] National Library of Medicine. Medical subject headings 2025[EB/OL]. [2025-07-14]. https://meshb.nlm.nih.gov/.

[8] Dos Santos RP, Silva D, Menezes A, et al. Automated healthcare-associated infection surveillance using an artificial intelligence algorithm[J]. Infect Prev Pract, 2021, 3(3): 100167.

[9] 张誉铮，董宏亮，陈文森，等. 我国与 WHO 医院感染监测标准比较及借鉴启示[J]. 中华医院感染学杂志，2025，35(12)：1877-1881.
Zhang YZ, Dong HL, Chen WS, et al. Comparison of healthcare-associated infection surveillance standards between China and WHO and inspirations[J]. Chinese Journal of Nosocomiology, 2025, 35(12): 1877-1881.

[10] 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.

[11] 崔希威，乔阳阳，王弘利，等. DeepSeek 在医院管理中的赋能应用与合规路径[J]. 中国医院管理，2025，45(8)：57-60.
Cui XW, Qiao YY, Wang HL, et al. DeepSeek's enabling applications and compliance pathway in hospital management[J]. Chinese Hospital Management, 2025, 45(8): 57-60.

[12] 王圆明，葛俊骁，徐青松. 人工智能在医疗决策中的法律责任与伦理挑战：基于诊疗场景的分析[J]. 海军军医大学学报，2025，46(8)：977-981.
Wang YM, Ge JX, Xu QS. Legal liability and ethical challenges of artificial intelligence in medical decision making: analysis based on diagnosis and treatment scenarios[J]. Academic Journal of Naval Medical University, 2025, 46(8): 977-981.

[13] 莫琳芳，李喆，甘辉亮，等. 全球视野下医疗人工智能中患者隐私和数据安全：焦点与策略[J]. 海军军医大学学报，2025，46(8)：989-999.
Mo LF, Li Z, Gan HL, et al. Patient privacy and data security in medical artificial intelligence from a global perspective: focus and strategies[J]. Academic Journal of Naval Medical University, 2025, 46(8): 989-999.

[14] 毛燕娜. 医疗领域大型多模态模型伦理治理的困境与策略[J]. 中国医学伦理学，2025，38(9)：1133-1140.
Mao YN. Dilemmas and countermeasures for ethical governance of large multimodal models in the medical field[J]. Chinese Medical Ethics, 2025, 38(9): 1133-1140.

[15] 刘欣，谢梦耐，孙吉花，等. 全国 31 省医院感染管理专职人员岗位胜任力现状调查[J]. 中国感染控制杂志，2025，24(3)：354-360.
Liu X, Xie MN, Sun JH, et al. Current status of job competency of full-time healthcare-associated infection management professionals in 31 provinces across China[J]. Chinese Journal

of Infection Control, 2025, 24(3): 354 - 360.

[16] Eisenmann M, Spreckelsen C, Rauschenberger V, et al. A qualitative, multi-centre approach to the current state of digitalisation and automation of surveillance in infection prevention and control in German hospitals[J]. Antimicrob Resist Infect Control, 2024, 13(1): 78.

[17] 朱铁林，陈瑶，张鹏翔，等. 人工智能在医院感染预防与控制的应用进展[J]. 中华医院感染学杂志，2025，35(17)：2696 - 2701.
Zhu TL, Chen Y, Zhang PX, et al. Advance in application of artificial intelligence in hospital infection prevention and control[J]. Chinese Journal of Nosocomiology, 2025, 35(17): 2696 - 2701.

[18] 吕雪梅，邓蕊. 医学人工智能可解释性的伦理接受度问题探讨[J]. 医学与哲学，2025，46(13)：1 - 6.
Lv XM, Deng R. Exploring the ethical acceptability of explainability in medical artificial intelligence[J]. Medicine & Philosophy, 2025, 46(13): 1 - 6.

（本文编辑：翟若南）

本文引用格式：范鹏超，高华聪，王倩，等. 基于 DeepSeek 的医院感染智能判定系统构建及效能评价[J]. 中国感染控制杂志，2026，25(5)：631 - 637. DOI：10.12138/j.issn.1671 - 9638.20262906.

Cite this article as: FAN Pengchao, GAO Huacong, WANG Qian, et al. Construction and performance of DeepSeek-based artificial intelligence judgement system for healthcare-associated infection[J]. Chin J Infect Control, 2026, 25(5): 631 - 637. DOI: 10.12138/j.issn.1671 - 9638.20262906.