DOI:10.12138/j.issn.1671－9638.20263357

综述·人工智能专题

人工智能在艾滋病预防中的应用进展

沙地也木·吐尔逊[1],袁素娥[2],吴明哲[1],翟咪咪[3],雷先阳[4],李亚敏[3],刘义婷[5,6],李云霞[1]
[1. 兰州大学护理学院,甘肃 兰州 730011; 2. 中南大学湘雅医院临床护理学教研室,湖南 长沙 410008; 3. 湖南省人民医院(湖南师范大学附属第一医院)护理部,湖南 长沙 410005; 4. 中南大学湘雅公共卫生学院,湖南 长沙 410013; 5. 中南大学湘雅二医院临床护理学教研室,湖南 长沙 410011; 6. 中南大学湘雅二医院急诊医学科,湖南 长沙 410011]

[摘 要] 艾滋病是我国面临的重大公共卫生挑战之一,当前防控工作已转向“预防为主”的精准化干预。人工智能为革新传统预防模式提供了新的契机。本文梳理了人工智能在艾滋病预防中的应用进展,重点分析机器学习、深度学习等技术在风险预测、智能干预工具研发等方面的现状,探讨可解释性、数据隐私、算法公平性等现存挑战,并展望未来方向,以期为推动人工智能与艾滋病预防领域的深度融合提供参考。

[关 键 词] 艾滋病预防;人工智能;机器学习;风险预测
[中图分类号] R181.3+2

Advances in the application of artificial intelligence in AIDS prevention

SHADIYEMU·Tuerxun[1], *YUAN Su'e*[2], *WU Mingzhe*[1], *ZHAI Mimi*[3], *LEI Xianyang*[4], *LI Yamin*[3], *LIU Yiting*[5,6], *LI Yunxia*[1] (1. *School of Nursing, Lanzhou University, Lanzhou* 730011, *China*; 2. *Teaching and Research Office of Clinical Nursing, Xiangya Hospital, Central South University, Changsha* 410008, *China*; 3. *Department of Nursing, People's Hospital of Hunan Province* [*The First Affiliated Hospital of Hunan Normal University*], *Changsha* 410005, *China*; 4. *Xiangya School of Public Health, Central South University, Changsha* 410013, *China*; 5. *Teaching and Research Office of Clinical Nursing, The Second Xiangya Hospital, Central South University, Changsha* 410011, *China*; 6. *Department of Emergency Medicine, The Second Xiangya Hospital, Central South University, Changsha* 410011, *China*)

[**Abstract**] Acquired immunodeficiency syndrome (AIDS) is one of the major public health challenges in China, and the current prevention and control efforts have shifted towards the “prevention first” precision intervention. Artificial intelligence (AI) offers new opportunities to reform traditional prevention modes. This paper summarizes the advances in the application of AI in AIDS prevention, focuses on analyzing the current situation of technologies, including machine learning and deep learning, in research and development of tools for risk prediction and intelligent intervention, explores the existing challenges such as interpretability, data privacy, and algorithm fairness, looks forward to the future direction, with a view to providing reference for promoting the deep integration of AI and AIDS prevention field.

[**Key words**] acquired immunodeficiency syndrome prevention; artificial intelligence; machine learning; risk prediction

[收稿日期] 2026－02－05
[基金项目] 国家自然科学基金青年基金项目(72504117、82504541);湖南省自然科学基金青年基金项目(2025JJ60663);长沙市自然科学基金项目(KQ2502027、KQ2502246)
[作者简介] 沙地也木·吐尔逊(2002－),女(维吾尔族),新疆维吾尔自治区喀什市人,硕士研究生在读,主要从事艾滋病预防与控制研究。
[通信作者] 李云霞 E-mail:liyunxia@lzu.edu.cn

艾滋病防治作为我国重大公共卫生挑战，经过数十年发展和综合治理，已实现低流行水平控制，非性传播途径有效阻断，治疗覆盖率持续改善[1]。然而，截至 2025 年 6 月，全国现存艾滋病病毒感染者与患者超过 138 万例，其中艾滋病患者约为 62 万例，累计报告死亡病例达 50.7 万例，疾病传播风险依然存在，防控工作仍面临长期挑战[2]。在此背景下，《中国遏制与防治艾滋病规划（2024—2030 年）》明确“预防为主”原则，强调通过科技赋能与精准干预推动艾滋病防治工作高质量发展[3]。传统预防模式主要依赖人工流行病学调查、普适性宣传教育与被动监测，存在效率不高、覆盖不足、响应滞后及难以触及隐匿人群等问题。近年来，人工智能（artificial intelligence，AI）技术飞速发展，能对多源异构数据进行深度融合与智能分析，通过机器学习、自然语言处理等算法，辅助实现感染风险动态预测、个性化干预及传播网络早期预警，为革新传统预防模式提供了新的技术路径[4-5]。然而，AI 应用仍面临数据隐私、模型可解释性及临床信任度等多重挑战；同时，在结合我国防治实践推动 AI 技术落地方面尚缺乏系统探索。因此，本文旨在梳理 AI 技术在艾滋病预防中的应用进展，分析其作用与局限，并探讨未来发展方向，以期为构建智能化、精准化的艾滋病预防体系提供参考。

1 风险预测模型在艾滋病预防中的应用

1.1 基于结构化数据的静态风险预测与精确筛查

1.1.1 传统机器模型 艾滋病风险识别传统上依赖流行病学调查与经验判断，存在信息获取周期长、覆盖范围有限的问题。传统统计模型的引入使风险评估从主观经验转向数据驱动的量化预测。逻辑回归通过分析性伴侣数量[6]、知识水平[7]等因素，生成可解释的风险评估规则与优势比，为基层初筛提供干预靶点[8]。Cox 比例风险模型将静态风险评估拓展至动态时间进程，可处理随访中的失访数据，量化各因素对感染发生时间的影响。Tordoff 等[9]基于该模型开发“西雅图暴露前预防（pre-exposure prophylaxis，PrEP）评分”，为优先启动 PrEP 提供量化依据。在变量筛选中，早期多采用单/多因素分析、逐步回归等方法，易导致过拟合且泛化能力有限。最小绝对收缩与选择算子（least absolute shrinkage and selection operator，LASSO）回归通过引入正则化惩罚自动完成变量筛选，提升了模型的简洁性与外推能力[6]。相较于完全依赖人工经验，传统统计模型的核心优势在于将风险判断标准化、透明化，结果更易被临床采纳。但其应用高度依赖数据质量与临床知识对模型输出的正确解读[10]；且对变量间非线性交互的捕捉能力有限，预测精度普遍低于后续的机器学习模型。

1.1.2 现代机器模型 现代机器学习模型可自动从数据中学习复杂的模式，预测精度高，能捕捉非线性关系，适合处理多源高维数据。随机森林、极端梯度提升（extreme gradient boosting，XGBoost）等集成算法可融合多源数据生成个体风险评分，为 PrEP 提供依据[11-13]，相关成果已转化为预警与筛查工具[14]。支持向量机（support vector machine，SVM）则在变量多、样本量有限时表现更优[15]。Wang 等[16]发现其预测青少年人类免疫缺陷病毒（HIV）感染风险精度优于对比模型。然而，这些高性能模型常被视为“黑箱”，缺乏直观解释，限制了临床采纳[17]。因此，增强可解释性成为关键议题，而可解释人工智能（explainable AI，XAI）为此提供了技术支撑。沙普利可加解释（shapley additive explanations，SHAP）技术可量化各特征对个体风险评分的贡献[18]，局部可解释模型无关解释（local interpretable model-agnostic explanations，LIME）技术通过局部近似为单个高风险判例提供因素归因[19]。已有研究[20]将 SHAP 用于艾滋病风险预测，识别出社会决定因素、性伴侣数等关键特征。但二者在归因上存在差异，需结合场景选择[19]。这些工具有助于提升临床信任，但在艾滋病预防领域仍处于探索阶段，其解释稳定性与临床可接受性尚待验证。

1.2 基于深度学习与时序数据的动态风险预测

传统风险预测模型多基于横断面数据，呈现离散化特征。但艾滋病感染风险受行为模式、社会网络等时变因素影响，呈现连续演变轨迹。为捕捉动态过程，研究者引入深度学习模型。在个体层面，图注意力网络通过时序加权融合个体与社交网络信息，实现风险精细化追踪。Yu 等[21]跨区域验证中受试者工作特征曲线下面积（AUROC）达 0.743。群体层面，Li 等[22]开发的多策略并行学习的异构粒子群优化 - 门控循环单元（modified hybrid particle swarm optimization-gated recurrent unit，MHPSO-GRU）模型，通过学习月度发病率的时序数据，将相对预测误差控制在 8.21%。卓小康等[23]发现，带有外部输入的非线性自回归（nonlinear autoregressive with exogenous inputs，NARX）神经网

络预测老年人群月发病率优于传统模型。然而，该类模型的临床转化仍存局限：缺乏跨人群、跨地域的外部验证，泛化能力不确定，且多数未纳入政策、环境等变量。更深层问题在于，动态预警与干预措施有效衔接缺乏实证支持。未来研究需增强模型泛化能力，融合多源变量，并验证预警向干预转化的有效性。

1.3 基于网络分析模型的传播动力学研究 识别并阻断隐匿的传播链是艾滋病预防的关键环节。针对男男性行为（men who have sex with men，MSM）群体，因社交网络复杂，传统监测手段难以识别超级传播者及传播簇[24-25]。在此情况下，网络分析模型为破解这一难题提供了新路径。图卷积网络通过分析性接触关系数据识别关键节点，为干预提供靶点[26-28]。Young 等[29]基于推特（Twitter）数据开发机器学习算法，快速识别风险话题，辅助宣传调整。但模型高度依赖数据质量，且所识别节点能否有效转化为干预对象、线上舆情与线下传播网络如何衔接，尚缺乏实证支撑。不同 AI 预测模型的应用场景、核心性能及优劣势对比见表 1。

表 1 AI 预测模型在艾滋病风险预测中的应用评估

模型类别	代表性研究（作者，年份）	对象与场景	样本量	核心指标与性能	优势/贡献	局限性与挑战
逻辑回归	Aybar-Flores 等[7]，2023 年	秘鲁 15～29 岁青少年与青年；HIV/艾滋病知识水平预测	10 565 人	AUROC：0.629	可解释性强，可量化变量关联，作为对比基准	预测精度低于随机森林，难捕捉非线性交互
Cox 比例风险模型	Tordoff 等[9]，2020 年	西雅图 MSM；PrEP 启动指导	16 448 人	AUROC：0.73	支持时变协变量，适配生存分析	假设风险比恒定，泛化性较弱
LASSO 回归	Dong 等[6]，2022 年	中国上海 MSM；变量筛选	547 人	从 15 变量筛 4 核心因子	高效降维，防过拟合，为后续建模提供基础	无因果推断能力，参数选择影响结果
随机森林	Xu 等[11]，2022 年	澳大利亚性传播感染（sexually transmitted infection，STI）诊所；HIV/STI 风险预测	88 642 次咨询	AUROC：0.71～0.79	捕捉非线性关系与交互，适配自报告数据	单一模型弱于集成，对不平衡数据易过拟合
XGBoost	Soha 等[13]，2025 年	泰国年轻 MSM；HIV 感染预测	146 813 人	AUROC：0.72	综合性能优，可结合 SHAP 解释，适配真实大数据	对原始不平衡数据适应性差，假阳性风险增加
支持向量机	曹莉等[8]，2020 年	海口市 MSM；患病风险预测	3 184 人	灵敏度 0.955，特异度 0.938	抗过拟合，小样本下计算高效，分类精准	解释性弱，无法量化影响因素
图注意力网络	Yu 等[21]，2024 年	年轻 MSM；社交网络风险预测	755 人	AUROC：0.737～0.772	捕捉社交网络关联，域自适应能力强，可解释	仅考虑一阶邻居，缺外部验证，泛化性待验证
MHPSO-GRU 模型	Li 等[22]，2020 年	中国大陆；月发病率时序预测	172 个月	预测误差 8.21%	结构精简，训练高效，精度稳定	优化机理不明，未纳入外部变量，普适性待验证
NARX 神经网络	卓小康等[23]，2022 年	中国老年人；月发病率预测	144 个月	精度优于自回归积分滑动平均模型（autoregressive integrated moving average，ARIMA）、反向传播神经网络（back propagation，BP）	动态记忆，捕捉非线性时序规律	参数依赖主观经验，跨人群需重训，无法解释因果
图卷积网络	Xiang 等[26]，2019 年	年轻 MSM；HIV 感染风险预测	378 人	集成后准确率 96.6%	建模网络结构，适用半监督学习	小样本性能有限，对参数设置敏感

2 AI 赋能的艾滋病预防干预工具

2.1 聊天机器人

2.1.1 个性化健康教育与咨询 传统健康教育依托线下门诊或纸质资料，服务时间与覆盖范围有限，且部分人群因污名化不愿当面咨询。聊天机器人凭借全天候、匿名交互，满足了用户对获取便捷性与隐私保护的需求。其应用包括两方面：一是实时问答与信息定制，可提供艾滋病传播、PrEP 用药等知识解答[30-31]，其回答在准确性与通俗性上获得较高评价[32]；二是文化适配内容生成，可根据用户背景定

制科普内容[33]，如为非裔族群优化 PrEP 信息，有助于缓解文化隔阂[34]。相较于人工咨询，聊天机器人可触及隐匿人群，标准化流程可减少服务质量波动。但医学内容准确性仍面临挑战，存在输出错误信息、对敏感表述产生不可预测响应等风险，对异常或诱导性输入能力的应对亦缺乏系统评估。除引入人工审核外[35]，还可通过构建专业领域知识库限定生成范围、强制标注信息来源等路径提升内容可信度，但在响应时效与人力成本的平衡上仍有待优化。

2.1.2 *风险自评与行为引导* 既往风险自评多采用纸质问卷或自助终端，存在信息单向传递、缺乏后续指导的问题。聊天机器人通过结构化对话整合风险自评。Mathur 等[36]基于“信息－动机－行为技能”模型开发“Let's Chat!”聊天机器人，将高风险者转介线下咨询。马来西亚一项实践[37]显示，23.7%的用户通过机器人获取了诊所信息。然而，现有证据主要支持可接受性，尚未证明对预防行为的实际影响。多数研究未纳入艾滋病检测率、PrEP 启动率等硬终点指标；应用场景多局限于诊所，用户单次交互占比高，长期参与度有限。后续研究需开展随机对照试验以验证效果，拓展社区及社交应用场景，并建立转诊衔接机制。

2.2 *同伴干预与社交网络优化* 同伴干预效果取决于精准运用社交网络结构。传统度中心性法筛选的同伴领袖社交圈重叠度高，导致信息重复传播，边缘群体覆盖不足，干预效果显现约需 3 个月[38]。Rice 等[38]采用 CHANGE 筛选非冗余同伴领袖，使信息在 1 个月内传播至更广泛的网络边缘，验证了算法优化的可行性。但该研究仍存在多重局限。干预难以随机化，因果推断受限；数据依赖自我报告；研究对象高流动性导致留存率仅 59%，长期效果难以追踪。应用层面，AI 仅用于同伴筛选，未延伸至自动化干预，社区转化方案尚缺[39]。对此，研究者提出跨学科协作以降低试验成本、开放算法并依托实施研究推动社区落地、将 AI 从预测拓展至干预设计等应对策略[38]，其有效性仍有待实证检验。

2.3 *移动健康智能监测* 传统 PrEP 依从性管理多依赖面对面随访或药片计数，导致信息获取滞后。移动健康智能监测通过智能终端与算法结合，为客观监测提供了可能。Liao 等[40]利用分类提升(categorical boosting，CatBoost)模型预测 PrEP 保护情况，准确率为 75%。然而，该技术仍存瓶颈：依从性监测依赖用户主动报告，缺乏生物标志物验证；数据不平衡导致模型对未受保护事件的预测性能偏低。现有系统多基于计划性行为设计，对非计划性场景适配不足，长期手动记录模式亦影响数据质量与用户依从性[40]。建议后续研究融合药物浓度等客观指标与物联网技术实现自动化监测，通过采集多维特征优化模型以区分个体内与个体间变异性，并加强非计划性场景的功能适配及使用体验设计。

3 AI 在健康公平中的应用

解决健康公平性问题是推进整体防治成效的关键环节。健康差异源于生物学因素及结构性不平等、文化隔阂、医疗资源分配不均等。AI 技术正被有意识地设计为促进公平的工具。Zhang 等[41]开发了一款护士主导的聊天机器人，通过融入社区咨询委员会的文化洞察，针对性解决黑人女性在 PrEP 使用中面临的医疗歧视与信任障碍。Ni 等[37]研究表明，AI 工具通过提供匿名服务与友好医疗资源信息，帮助 MSM 人群在法律限制环境中克服就医障碍与污名化压力。上述案例显示，以公平为导向并采用参与式设计的 AI，可能辅助识别与回应特定群体的健康不平等问题。但此类探索尚处早期，其实际效用仍有待实证检验。

4 挑战与展望

4.1 *技术方面* 当前 AI 模型在艾滋病预防中仍面临技术瓶颈。预测模型泛化能力有限，多基于单一数据集，缺乏跨人群、跨地域的外部验证，且未整合政策、环境等动态变量[21-23]。可解释性不足制约临床采纳，SHAP、LIME 等技术的解释稳定性与临床可接受性尚待验证[18-20]。聊天机器人存在医学内容准确性风险，需加强知识库约束与人工审核[30, 35]。此外，动态风险预警与干预行动的衔接机制尚未建立，风险识别至有效干预的闭环缺乏实证支撑[21]。未来需推动多中心外部验证，融合动态变量以提升模型泛化能力；探索 XAI 在 HIV 感染预防中的应用，评估其临床实用性；构建领域知识库与审核机制，保障内容准确；加强预警与干预资源的衔接，验证从风险识别到行为转化的完整干预效果。

4.2 *伦理与隐私* 当前，医疗 AI 法规框架发展迅速。欧盟《人工智能法案》以风险治理为导向，对高风险 AI 提出数据合规、透明度等义务；美国联邦层面尚无统一立法，但加州等地已出台多项监管法规；我国《生成式人工智能服务管理暂行办法》《数据安

全法》等已对算法透明度、数据安全提出要求[42]。在上述框架下，AI 技术在艾滋病预防中的应用面临多重挑战。用户对隐私的顾虑可能降低其对 AI 服务的接受度[43]，需强化隐私保护与匿名化机制以增强信任。现有法规缺乏针对艾滋病场景的专门规范，开发者、医疗机构等主体责任界定不清[44]。未来需严格遵循医学伦理，建立反歧视机制与知识产权保护制度。

4.3 *应用落地情况* 首先，现有应用研究多局限于小规模群体，缺乏多中心、大样本的随机对照试验以系统评估其效果与安全性，未来需通过严谨的大规模实证研究形成共识并制定指导方针[45]。其次，数字鸿沟问题突出，需通过简化界面、加强使用培训降低使用门槛，同时借助案例分享与体验活动增强公众信任[46]。此外，跨系统协作障碍制约了资源整合效率，医疗机构、疾病预防控制机构与社区组织之间存在明显数据壁垒，因此需建立专项协调机制，明确各方权责，并通过构建统一信息平台促进数据互联互通，最终实现防控资源的高效利用与协同管理。

5 小结

AI 在艾滋病预防中的应用涵盖风险预测与干预工具两大领域。风险预测方面，传统模型可解释性强但预测精度有限，机器学习模型精度高却面临“黑箱”困境，深度学习可捕捉动态风险但泛化能力待验证。干预工具方面，聊天机器人提升了服务可及性，但内容准确性与行为转化效果仍需实证；同伴干预与移动监测展现出潜力，但用户参与度低、应用场景受限的问题突出。当前应用多处于试点阶段，面临可解释性不足、隐私法规缺失、证据缺乏等挑战。未来需强化多中心实证研究，完善监管体系，推动 AI 技术与艾滋病防控实践的深度融合。

利益冲突：所有作者均声明不存在利益冲突。

[参 考 文 献]

[1] 吕柯，徐鹏. 从艾滋病流行形势看我国当前所处发展阶段与防治策略[J]. 中国艾滋病性病，2025，31(4)：429－432.
Lv K，Xu P. A review of China's current development stage and prevention strategies based on the HIV/AIDS epidemic situation[J]. Chinese Journal of AIDS & STD，2025，31(4)：429－432.

[2] 中国疾病预防控制中心性病艾滋病预防控制中心. 2025 年 6 月全国艾滋病性病疫情[J]. 中国艾滋病性病，2025，31(9)：927.
National Center for AIDS/STD Control and Prevention，China CDC. National AIDS/STD epidemic situation in June 2025[J]. Chinese Journal of AIDS & STD，2025，31(9)：927.

[3] 国务院办公厅. 关于印发《中国遏制与防治艾滋病规划(2024—2030 年)》的通知：国办发〔2024〕51 号[EB/OL]. (2024－12－06)[2025－12－31]. https://www.gov.cn/zhengce/zhengceku/202412/content_6992033.htm.
General Office of the State Council，PRC. Circular on printing and distributing the China AIDS prevention and control plan (2024－2030)：Guo Ban Fa [2024] No. 51[EB/OL]. (2024－12－06)[2025－12－31]. https://www.gov.cn/zhengce/zhengceku/202412/content_6992033.htm.

[4] Bali J，Garg R，Bali RT. Artificial intelligence (AI) in healthcare and biomedical research：why a strong computational/AI bioethics framework is required? [J]. Indian J Ophthalmol，2019，67(1)：3－6.

[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] Dong YQ，Liu SB，Xia DN，et al. Prediction model for the risk of HIV infection among MSM in China：validation and stability[J]. Int J Environ Res Public Health，2022，19(2)：1010.

[7] Aybar-Flores A，Talavera A，Espinoza-Portilla E. Predicting the HIV/AIDS knowledge among the adolescent and young adult population in Peru：application of quasi-binomial logistic regression and machine learning algorithms[J]. Int J Environ Res Public Health，2023，20(7)：5318.

[8] 曹莉，陆秋娟，黄靖宇. 支持向量机和 logistic 回归在 MSM 人群艾滋病患病风险预测中的应用[J]. 中国健康教育，2020，36(4)：332－335.
Cao L，Lu QJ，Huang JY. Application of support vector machine and logistic regression in the risk prediction of AIDS in MSM population[J]. Chinese Journal of Health Education，2020，36(4)：332－335.

[9] Tordoff DM，Barbee LA，Khosropour CM，et al. Derivation and validation of an HIV risk prediction score among gay，bisexual，and other men who have sex with men to inform PrEP initiation in an STD clinic setting[J]. J Acquir Immune Defic Syndr，2020，85(3)：263－271.

[10] 王嘉孺，杨永，张瑛，等. 人工智能在 HIV 感染风险预测中的应用进展[J]. 中国艾滋病性病，2024，30(5)：526－530.
Wang JR，Yang Y，Zhang Y，et al. Application of artificial intelligence for HIV infection risk prediction[J]. Chinese Journal of AIDS & STD，2024，30(5)：526－530.

[11] Xu XL，Yu Z，Ge ZY，et al. Web-based risk prediction tool for an individual's risk of HIV and sexually transmitted infections using machine learning algorithms：development and external validation study[J]. J Med Internet Res，2022，24(8)：e37850.

[12] Saha R, Malviya L, Jadhav A, et al. Early stage HIV diagnosis using optimized ensemble learning technique[J]. Biomed Signal Process Control, 2024, 89: 105787.

[13] Soha K, Phuthomdee S, Srichai T, et al. Evaluating machine learning algorithms for predicting HIV status among young Thai men who have sex with men[J]. BMJ Health Care Inform, 2025, 32(1): e101189.

[14] Jaiteh M, Phalane E, Shiferaw YA, et al. Utilization of machine learning algorithms for the strengthening of HIV testing: a systematic review[J]. Algorithms, 2024, 17(8): 362.

[15] Valkenborg D, Rousseau AJ, Geubbelmans M, et al. Support vector machines[J]. Am J Orthod Dentofacial Orthop, 2023, 164(5): 754-757.

[16] Wang B, Liu FF, Deveaux L, et al. Adolescent HIV-related behavioural prediction using machine learning: a foundation for precision HIV prevention[J]. AIDS, 2021, 35(S1): S75-S84.

[17] 王肖萌, 宋德胜, 张甜甜, 等. Boosting 算法结合 SMOTE 技术在青年男男性行为者 HIV 感染预测中的应用[J]. 中国卫生统计, 2022, 39(1): 31-35.
Wang XM, Song DS, Zhang TT, et al. Application of Boosting algorithms with SMOTE in predicting HIV infection among young men who have sex with men[J]. Chinese Journal of Health Statistics, 2022, 39(1): 31-35.

[18] Liu YY, Chen AK, Cho H, et al. Development of an electronic health record-based human immunodeficiency virus (HIV) risk prediction model for women, incorporating social determinants of health[J]. BMC Public Health, 2025, 25(1): 2257.

[19] Alabi RO, Elmusrati M, Leivo I, et al. Machine learning explainability in nasopharyngeal cancer survival using LIME and SHAP[J]. Sci Rep, 2023, 13(1): 8984.

[20] Ogutu S, Mohammed M, Mwambi H. Cytokine profiles as predictors of HIV incidence using machine learning survival models and statistical interpretable techniques[J]. Sci Rep, 2024, 14(1): 29895.

[21] Yu E, Du JC, Xiang Y, et al. Explainable artificial intelligence and domain adaptation for predicting HIV infection with graph neural networks[J]. Ann Med, 2024, 56(1): 2407063.

[22] Li XM, Xu XH, Wang J, et al. Study on prediction model of HIV incidence based on GRU neural network optimized by MHPSO[J]. IEEE Access, 2020, 8: 49574-49583.

[23] 卓小康, 郭振友. ARIMA 模型和 BP、NARX 神经网络模型在中国老年人艾滋病发病率预测中的应用[J]. 应用预防医学, 2022, 28(3): 221-224, 228.
Zhuo XK, Guo ZY. Application of ARIMA model, BP, and NARX neural network models in the prediction of AIDS incidence in Chinese elderly[J]. Journal of Applied Preventive Medicine, 2022, 28(3): 221-224, 228.

[24] Long JE, Tordoff DM, Reisner SL, et al. HIV transmission patterns among transgender women, their cisgender male partners, and cisgender MSM in Lima, Peru: a molecular epidemiologic and phylodynamic analysis[J]. Lancet Reg Health Am, 2022, 6: 100121.

[25] Yan HC, He WY, Huang LP, et al. The central role of nondisclosed men who have sex with men in human immunodeficiency virus-1 transmission networks in Guangzhou, China[J]. Open Forum Infect Dis, 2020, 7(5): ofaa154.

[26] Xiang Y, Fujimoto K, Schneider J, et al. Network context matters: graph convolutional network model over social networks improves the detection of unknown HIV infections among young men who have sex with men[J]. J Am Med Inform Assoc, 2019, 26(11): 1263-1271.

[27] Yu S, Xia F, Li SH, et al. Spatio-temporal graph learning for epidemic prediction[J]. ACM Trans Intell Syst Technol, 2023, 14(2): 36.

[28] Clipman SJ, Mehta SH, Mohapatra S, et al. Deep learning and social network analysis elucidate drivers of HIV transmission in a high-incidence cohort of people who inject drugs[J]. Sci Adv, 2022, 8(42): eabf0158.

[29] Young SD, Yu WC, Wang W. Toward automating HIV identification: machine learning for rapid identification of HIV-related social media data[J]. J Acquir Immune Defic Syndr, 2017, 74(Suppl 2): S128-S131.

[30] Sanabria G, Greene KY, Tran JT, et al. "A great way to start the conversation": evidence for the use of an adolescent mental health chatbot navigator for youth at risk of HIV and other STIs[J]. J Technol Behav Sci, 2023, 8(4): 382-391.

[31] Darien K, Lee S, Knowles K, et al. Health information from web search engines and virtual assistants about pre-exposure prophylaxis for HIV prevention in adolescents and young adults: content analysis[J]. JMIR Pediatr Parent, 2023, 6: e41806.

[32] Ganicho J, Carlos M, Cristóvão G, et al. Use of ChatGPT in HIV infection counselling and literacy[J]. Acta Med Port, 2025, 38(6-7): 385-392.

[33] Massa P, de Souza Ferraz DA, Magno L, et al. A transgender chatbot (Amanda selfie) to create pre-exposure prophylaxis demand among adolescents in Brazil: assessment of acceptability, functionality, usability, and results[J]. J Med Internet Res, 2023, 25: e41881.

[34] Ndenkeh JJN, Aidoo-Frimpong GA, Nelson LE, et al. Formative evaluation of the acceptance of HIV prevention artificial intelligence chatbots by black gay, bisexual, and other men who have sex with men in the Southern United States: focus group study[J]. PLOS Digit Health, 2025, 4(6): e0000891.

[35] Kamitani E, Koenig LJ, Sullivan P. Transformative potential of artificial intelligence in US CDC HIV interventions: balancing innovation with health privacy[J]. AIDS, 2025, 39(10): 1311-1321.

[36] Mathur S, Eromhonsele AF, Vallarino Z, et al. "Let's chat!" piloting a digital chatbot for HIV prevention among cisgender women and transgender men in Nigeria[J]. AIDS Care, 2025, 37(6): 1015-1025.

[37] Ni Z, Oh S, Saifi R, et al. Evaluating the usability of an HIV prevention artificial intelligence chatbot in Malaysia: national observational study[J]. JMIR Hum Factors, 2025, 12: e70034.

[38] Rice E, Wilder B, Onasch-Vera L, et al. A peer-led, artificial intelligence-augmented social network intervention to prevent HIV among youth experiencing homelessness[J]. J Acquir Immune Defic Syndr, 2021, 88(S1): S20-S26.

[39] Ronen K, Grant E, Copley C, et al. Peer group focused eHealth strategies to promote HIV prevention, testing, and care engagement[J]. Curr HIV/AIDS Rep, 2020, 17(5): 557-576.

[40] Liao JC, Wu HJ, Chuang TT, et al. Enhancing PrEP adherence through person-centred mobile app interventions: a real-world data and machine learning approach using UPrEPU among gay, bisexual and other men who have sex with men in Taiwan[J]. J Int AIDS Soc, 2025, 28(Suppl 5): e70033.

[41] Zhang C, Wharton M, Liu Y. Ameliorating racial disparities in HIV prevention via a nurse-led, AI-enhanced program for pre-exposure prophylaxis utilization among black cisgender women: protocol for a mixed methods study[J]. JMIR Res Protoc, 2024, 13: e59975.

[42] 司伟攀, 徐峰, 刘鑫怡. 全球人工智能立法实践与我国路径研究[J]. 情报杂志, 2025, 44(10): 195-206, 封 3,180.
Si WP, Xu F, Liu XY. Research on global artificial intelligence legislation practices and the path in China[J]. Journal of Intelligence, 2025, 44(10): 195-206, cover 3,180.

[43] Peng ML, Wickersham JA, Altice FL, et al. Formative evaluation of the acceptance of HIV prevention artificial intelligence chatbots by men who have sex with men in Malaysia: focus group study[J]. JMIR Form Res, 2022, 6(10): e42055.

[44] 王涵, 陈敏. 医疗人工智能政策法律分析及对策研究[J]. 中国数字医学, 2021, 16(12): 73-77.
Wang H, Chen M. Policy and law analysis and countermeasures research of medical artificial intelligence[J]. China Digital Medicine, 2021, 16(12): 73-77.

[45] Balaji D, He LW, Giani S, et al. Effectiveness and acceptability of conversational agents for sexual health promotion: a systematic review and meta-analysis[J]. Sex Health, 2022, 19(5): 391-405.

[46] 薛鹏, 白安颖, 江宇, 等. WHO 数字健康全球战略及对中国的启示[J]. 中华预防医学杂志, 2022, 56(2): 218-221.
Xue P, Bai AY, Jiang Y, et al. WHO global strategy on digital health and its implications to China[J]. Chinese Journal of Preventive Medicine, 2022, 56(2): 218-221.

(本文编辑:翟若南)

本文引用格式:沙地也木·吐尔逊,袁素娥,吴明哲,等. 人工智能在艾滋病预防中的应用进展[J]. 中国感染控制杂志,2026,25(5): 770-776. DOI:10.12138/j.issn.1671-9638.20263357.

Cite this article as: SHADIYEMU·Tuerxun, YUAN Su'e, WU Mingzhe, et al. Advances in the application of artificial intelligence in AIDS prevention[J]. Chin J Infect Control, 2026, 25(5): 770-776. DOI: 10.12138/j.issn.1671-9638.20263357.