• 专家论坛 •

# 人工智能在临床用血中的应用与展望：从基础研究迈向临床实践

徐祝帆　黄龙　屠嘉欣　朱长太

上海交通大学医学院附属第六人民医院输血科，上海 201300

DOI：10.3969/j.issn.1671-2587.2026.05.001

作者简介：徐祝帆，主要从事临床输血与实验诊断相关研究，（E-mail）18275427463@163.com。

通信作者：朱长太，主要从事临床输血与实验诊断研究，（E-mail）zct101@163.com。

**【摘要】** 输血医学支撑围手术期、重症医学、血液病及创伤急救等多学科救治。人工智能（AI）技术在此领域展现出广阔前景。本文梳理国内外研究现状，涵盖技术演进、数据基础、临床场景、管理应用及伦理合规。首先回顾AI从数据统计到深度学习的演变，阐述输血数据标准化、特征筛选及知识图谱构建等关键技术；其次总结AI在输血前配血筛查、术中风险监控、输血后预后预判中的应用，及其在血液供需调度、不良反应预警、临床决策辅助系统中的价值；最后探讨数据隐私、算法黑箱及监管适配等伦理法律问题，分析现有模型落地短板，为AI在国内输血科及采供血机构的转化提供理论参考，助力提升用血精准度、效率与安全水平。

**【关键词】** 人工智能　输血医学　临床应用　管理优化　伦理挑战

**【中图分类号】** R457.1　TP18　　**【文献标识码】** A　　**【文章编号】** 1671-2587(2026)05-0667-09

**Applications and Prospects of Artificial Intelligence in Clinical Blood Use: From Basic Research to Clinical Practice**

*XU Zhufan, HUANG Long, TU Jiaxin, ZHU Changtai. Department of Transfusion Medicine, The Sixth People's Hospital Affiliated to Shanghai Jiao Tong University School of Medicine, Shanghai* 201300

**【Abstract】** Transfusion medicine underpins multidisciplinary clinical care in perioperative care, critical care, hematology, and trauma emergencies. Artificial intelligence (AI) has shown broad potential in this field. This review examines the current domestic and international research, covering technological evolution, data infrastructure, clinical applications, management implementations, and ethical and regulatory considerations. First, it outlines the evolution of AI from statistical analysis to deep learning and describes key technologies, including the standardization of transfusion data, feature selection, and knowledge graph construction. Second, it summarizes AI applications in pre-transfusion blood compatibility screening, intraoperative risk monitoring, and post-transfusion prognosis prediction, as well as its value in blood supply-demand coordination, adverse reaction early warning, and clinical decision support systems. Finally, it discusses ethical and legal issues such as data privacy, the "black box" nature of algorithms, and regulatory adaptation; analyzes the limitations in the practical implementation of existing models; and provides a theoretical reference for the translation of AI into transfusion departments and blood collection and supply institutions in China. This review is expected to inform the clinical translation of AI in transfusion medicine and to promote safer, more efficient, and more precise blood utilization in China.

**【Key words】** Artificial intelligence　Transfusion medicine　Clinical applications　Management optimization　Ethical challenges

输血医学是临床救治中不可替代的基础支撑学科，涉及血液采集、检测、储存、配发及输注的全链条管理。随着人口老龄化加剧、复杂手术增多及血液供需矛盾日益突出，传统输血管理模式在精准性、安全性与效率方面均面临严峻挑战。近年来，人工智能技术的迅猛发展为输血医学的转型升级带来了新的契机。从机器学习驱动的输血需求预测、深度学习赋能的血型基因分型与相容性判断，到知识图谱支撑的循证决策支持系统，AI正在逐步渗透到输血医学的各个核心环节。然而，AI在输血领域的应用仍处于从科研探索向临床常规转化的关键阶段，其在数据隐私保护、算法可解释性、监管合规及临床落地等方面仍存在诸多待解难题。本文聚焦基础研究到临床实践的转化视角，系统梳理AI在临床用血全流程的应用，重点分析技术落地中的数据、监管、伦理与实操障碍，并结合国内行业环境提出针对性建议，以期为我国输血领域的智能化转型提供一定参考。

## 1　人工智能在输血医学中的应用基础

### 1.1　人工智能在输血医学领域的发展历程

人工智能在输血医学中的发展历程可划分为三

个阶段，第一阶段是萌芽与自动化奠基阶段（20世纪中叶—2000年），为后续AI发展奠定了数据与自动化的基础。二战后，第一代计算机与穿孔卡数据系统首次引入血液管理领域，实现了献血者记录、血液分型数据的规模化存储与追溯，成为输血数据处理的起点[1]。20世纪80—90年代，实验室自动化系统普及，固相检测等技术结合自动化设备，实现血型鉴定、交叉配血的半自动或全自动操作，提升检测通量与客观性[2]。计算机化血库管理软件覆盖档案管理、库存调度及质控全流程，形成数据雏形[3]，但仍然不具备自主学习与预测能力。

第二阶段为传统机器学习规模应用阶段（2000—2018年）。以逻辑回归、决策树及随机森林等经典模型为主，聚焦手术患者输血需求预判、不良反应风险识别及库存预测[4]。Meier等人2022年发表的范围研究显示，该研究检索PubMed、Embase与Scopus数据库，共识别2008—2022年相关文献442篇，最终纳入符合标准的AI与输血相关研究47项。其中约30%聚焦输血需求预测，28%聚焦出血风险评估，实验室相关研究占比15%，其余27%的研究分散于血液成分质量控制、献血者招募与管理、血液检测技术优化等其他方向[5]。但这一阶段的模型多为单中心、小样本研究，算法泛化能力有限，且多停留在科研层面，真正落地到临床常规工作流的应用较少。

第三阶段是深度学习与全场景智能化阶段（2018年至今），算力提升、多源异构数据融合技术成熟与深度学习算法普及，推动输血AI进入爆发式增长期。相关文献计量数据显示，该领域97%以上的成果发表于近10年，绝大多数发表于近5年，2020年后增长显著[2]。卷积神经网络（CNN）、自然语言处理（NLP）、知识图谱等技术发展，应用场景从单一环节延伸至献血流程全链条，2023年以来，生成式AI也开始进入输血医学领域，用于输血反应分类、临床指南解读及辅助决策系统交互等场景[6]，国际输血协会（ISBT）、美国血液与生物治疗促进协会（AABB）等国际机构相继发布AI应用指引与行业调研[7]，推动该领域向规范化、标准化发展。

### 1.2　输血医学知识图谱的构建

输血医学知识图谱是增强AI决策可解释性、实现循证化输血的重要工具，其建设遵循模式定义、知识融合及质量管控的技术路径。目前输血知识图谱采用自顶向下的主流构建范式，分为三个核心环节，首先是模式层定义，基于美国国立医学图书馆（NLM）维护的统一医学语言系统（UMLS），整合200多种术语系统，明确血液成分、血型系统、疾病、指征、禁忌证及不良反应等实体，定义适配输注及禁忌使用等语义关系，搭建符合临床逻辑的框架[8]。其次进行知识抽取与融合，从权威指南、专家共识及基因数据库中提取实体与关系，经实体对齐与标准编码映射完成语义统一[9]。美国AABB发布的血库与输血服务标准（BBTS Standards），定义了血液采集、检测、制备、储存、发放及临床输注全流程规范，为知识图谱中的流程类知识提供权威依据[10]。国内研究在衔接国际术语标准的基础上，结合中文医学名词规范与本土临床输血诊疗习惯，进一步优化实体分类体系与关系表达逻辑；针对输血知识多元关联的特征，蔡松原等团队设计了支持多参与方的超关系模式，突破传统二元关系的表达局限，构建的临床输血知识超图可完整覆盖输血指征、禁忌证、不良反应等核心临床场景，更适配中文语境下的输血决策知识表征需求[11]。国内外在输血知识图谱的质量管控上均遵循规则校验和邻域专家审核双校验体系，国内依据《医疗知识图谱构建技术要求》（T/CI 196-2023）等团体标准设定自动化规则校验逻辑，对实体编码一致性、关系逻辑合理性进行自动核查；同时组织输血医学、临床检验等多领域专家开展人工审核与论证，结合国内临床指南更新、血型基因研究新发现建立本土化动态更新机制，保障知识的准确性、时效性与临床适用性[10, 12]。

### 1.3　我国AI输血医学的发展现状与国际比较

我国AI输血医学已形成阶段性发展基础。政策层面，《“十四五”国民健康规划》提出“推出一批融合人工智能等新技术的高质量医疗装备”[13]，为AI技术在输血领域的应用提供了政策支撑。研究层面，文献计量显示相关研究自2020年起呈爆发式增长（2020年以来发文占总量77%），我国发文量已居全球第二[14]。国内研究以个体化输血预测为主（占69.2%），血液库存管理（8.3%）、输血不良反应智能识别（6.0%）次之，血型智能鉴定（5.3%）、血液质量检测（4.5%）等方向亦有探索[14]。不过与国际先进水平相比仍有差距。在纳入93篇核心研究的国际范围综述中，美国以44篇居首，我国为16篇，欧洲合计12篇[4]，与第一梯队的产出差距仍较明显；且国际研究已覆盖血液存储质量建模、献血者安全筛查、区域血液供应链优化及多组学整合输血等方向，国内则多集中在临床输血预测环节。技术路径上，国内以传统机器学习为主（决策树占48.1%，神经网络占31.5%）[14]，国际学界已更早探索联邦学习、自然

语言处理辅助输血文书分析、计算机视觉辅助血液质量筛查等方向。欧美多依托国家级血液队列与全民健康登记系统开展研究，国内研究则多基于单中心数据。此外，国内仅31.5%的研究为多中心，14.2%完成了算法外部验证[14]，模型泛化能力与临床转化的证据强度仍有待提升。实践层面，首都医科大学附属北京世纪坛医院的单中心回顾性分析（覆盖26 760台手术）显示，国内部署基于XGBoost的智能输血系统用于术中红细胞输注管理，预测输血准确率达80.6%、用血合理率达83.9%[15]。这类应用目前多集中于临床决策环节，而国外已更早将AI用于血库运营，斯坦福医疗中心连续29个月全院数据的单中心回顾性研究采用LASSO模型预测血小板需求，过期率由10.3%降至3.2%[16]；在血液库存优化与供应链管理方面，国外落地更为成熟，国内仍以单中心临床辅助决策为主。

## 2　人工智能在输血全流程的临床应用

### 2.1　输血前：辅助检测与个体化用血预判

输血前阶段核心任务包括相容性检测、需求评估、方案制定及风险分层。AI能实现对数十种红细胞、血小板及白细胞抗原系统的高精度预测。一项基于全球儿科输血事件的回顾性分析结合前瞻性模拟研究（样本量50 000例）显示，混合的机器学习系统在50个红细胞抗原系统中，变异检测灵敏度达0.970，兼容性预测AUC达0.930（$P<0.001$），溶血风险预测阳性预测值达0.880，同种免疫风险预测准确率达0.910，并能识别传统血清学方法无法检测的142种新型变异体[17]。这为稀有血型患者的精准配血提供了技术支撑。AI临床决策支持系统（CDSS）通过整合患者血红蛋白动态变化、基础疾病、手术类型及实验室指标等多维数据，辅助临床医师判断输血指征并制定个体化用血方案。在全膝关节置换术（TKA）中，AI模型能纳入术前血红蛋白、血小板计数等6项变量的梯度，预测输血需求的AUC达0.842[18]。针对剖宫产手术，单中心回顾性研究（总样本量13 372例）结合术前红细胞计数、凝血指标及手术方式构建的预测模型，AUC可达0.890，准确率达96.9%[19]；在二尖瓣手术与老年髋膝关节置换人群中，CatBoost等机器学习模型也展现出优异的围手术期输血风险预测效能[20-21]。罗成岑等一项单中心回顾性研究中，基于402例肝脏切除术患者构建的围手术期输血预测模型中，逻辑回归模型的AUC达0.971，显著优于决策树模型的0.937，可为临床术前备血决策提供个体化预测工具[22]，在围手术期备血实践中，一项纳入7 843例样本的单中心前瞻性研究指出，胸外科个性化备血系统（pMSBOS-TS）基于XGBoost算法实现个体水平用血需求预测，相较传统MSBOS方法可减少约200单位红细胞制备量，临床可用性良好[23]。这些数据说明AI能帮助输血前辅助检测并进行个体化用血预判，进一步提升输血前安全保障水平。

### 2.2　输血中：输注过程实时监测与风险预警

传统监测依赖护理人员定时观察生命体征与主观症状评估，存在时效性不足、早期识别率低等局限。AI技术通过多源数据实时采集与智能分析，实现输血不良反应的早期预警、自动识别与分级处置。在大量输血动态预警方面，一项双中心回顾性研究（18 480例）显示，基于术中动脉血压波形、血氧饱和度（$SpO_2$）等多维度血流动力学参数的预测模型AUROC达0.972，显著优于仅采用术前参数的模型（AUROC达0.820）[24]，在输血过程中AI能实时预测出血风险、估算凝血参数，指导血液成分输注与止血治疗。Gigengack等人在单中心回顾性研究（269例）采用多变量logistic回归构建预测模型可预测烧伤手术中失血量＞250 mL的风险，助力提前启动血液回收与抗纤溶治疗[25]。在凝血功能评估方面，单中心实验性模型开发的机器学习模型基于常规血液蛋白浓度快速预测血栓弹力图（TEG）参数，指导血浆、冷沉淀、血小板等成分的精准输注[26]。

### 2.3　输血后：疗效评估与患者预后建模

输血后阶段的核心目标是评估输血疗效、监测迟发性不良反应并预测患者远期转归。AI系统通过整合输血前后的实验室指标、生命体征、器官功能参数及临床结局数据，构建多维度疗效评价体系，自动生成疗效评估报告。一项基于MIMIC-IV（1 652例）与MIMIC-Ⅲ（868例）数据库的多中心回顾性因果推断研究使用因果森林机器学习，预测脓毒症患者输注红细胞后血红蛋白变化轨迹，能有效识别输血对个体生存率影响的差异，支持个体化输血后疗效预判[27]。MIASurviveMTP研究基于美国ACS-TQIP多中心数据库的46 069例大量输血患者（19 537例超大量输血）构建的梯度提升决策树（GBDT）模型在大量输血患者早期预后评估中表现优异，关键预测变量包括急诊GCS评分、最低收缩压、体重指数、4 h总输血量及冷沉淀量。基于入院数据的6 h死亡率预测AUROC达0.901，纳入4 h复苏数据后提升至0.943，优于传统回归方法[28]。该类实时更新的动态预后模型可为临床医师在血液资源有限情况下的救治决策提供重要参考。在急性髓系白血病人群中，多模态大数据模型已用于输血需求预测与反应风险评估[29]，推动疗

效的量化评估及预后结局的精准建模，为后续治疗决策提供循证支持。

## 3　人工智能在输血管理中的技术进展

### 3.1　血液库存智能优化与供需动态调度

血液制品具有有效期短、供需波动大等特点，使得库存管理面临短缺或者浪费困境。德国亚琛工业大学基于10年数据的单中心模拟研究比较LASSO模型与LSTM循环神经网络在血小板日需求量预测中的表现，并将预测结果代入库存仿真，血小板浪费率从10.1%降至约5.0%，短缺率从6.5%降至约2.0%[30]，该研究首次在大规模真实临床数据上验证了AI预测对血小板库存管理的实际经济价值。韩国Kwon等利用2010—2021年国家健康保险审查与评估服务（HIRA）及统计局公开大数据开展全国多中心回顾性研究，开发基于XGBoost、LightGBM和CatBoost的集成预测模型，发现申请用血科室是影响不同血液成分和血型预测性能的最重要参数，而红细胞抗体筛查次数、交叉配血次数、全国献血量和手术量等特征在不同产品和血型间存在差异[31]。集成模型进一步降低了预测误差范围，为区域血液供应规划提供了数据驱动的工具。Carvajal-Hernández等提出基于供应商管理库存（VMI）模式的血小板供应链仿真优化方法，将遗传算法与离散事件仿真相结合。在哥伦比亚某血液中心的单中心模拟研究中，VMI模型相比非VMI方案成本降低19.2%，过期血小板数量减少42.3%[32]。该混合方法无需对算法进行复杂修改即可灵活配置系统，具有较强的可推广性。中国重庆工商大学基于国内血液供应链数据的单中心模拟研究针对血液短缺环境下的库存控制问题，提出基于估计撤回与老化（EWA）策略的采集决策方法，并建立了以最短转运时间和最大新鲜度为目标的转运优化模型，以及考虑多优先级需求和公平性的分配规划模型[33]，为多级血液供应链的协同调度提供了理论依据。

### 3.2　输血安全风险智能管控

传统血液警戒系统面临漏报率高、数据整合困难、响应迟缓等挑战[34]。来自印度的一篇综述指出，NLP技术可整合非结构化临床数据，机器学习模型可检测不良事件，区块链、物联网和大数据分析进一步提升供应链安全性，但数据隐私、算法偏见和监管框架不完善仍是主要挑战[35]。孟加拉国的一篇综述证实，AI可改善实时数据采集、不良事件检测、预测性风险评估和供应链管理，借助NLP提取病程记录、护理记录内文本信息，弥补传统系统仅依托结构化表格上报的短板[36]。一项系统综述纳入24项相关研究后发现，AI模型在ATR识别与预测中的AUROC范围为0.710~0.920，灵敏度范围为0.630~0.977，其中随机森林、逻辑回归、AdaBoost等算法应用最为广泛[37]。这一数据印证了AI在输血安全风险管控中的应用价值。Ramoa等开发的HaemoKBS血液警戒决策支持系统，能自动从医院上报通知中提取证据并整合专家知识，在葡萄牙国家血液警戒系统10年记录上的实验表明，该系统能更好地描述不良反应特征并标记不完整上报通知[38]。我国在此领域已形成从基础研究到临床试点的逐步推进格局。基于医疗NLP与集成学习构建的不良反应智能识别模型，对发热性非溶血性输血反应、过敏性输血反应等常见不良反应的识别准确率可达85%以上，能有效发现传统人工上报模式下的漏报病例[14]。魏晓艳等在新疆医科大学第一附属医院开展的单中心系统设计与前后对照研究构建的智能化闭环输血管理系统以输血知识库与临床决策支持系统为支撑，在输血申请、配血、用血等关键环节嵌入质控提醒，系统上线后输血申请合理率、标本正确率、未超时输注率均显著提升，有效降低了输血风险[39]。

### 3.3　输血管理智能系统集成与运营支撑

输血管理领域的智能系统建设需以数据互联互通为基础，打通采供血系统、医院HIS/LIS与输血科管理系统的数据链路，实现血液制品全生命周期可追溯，为库存优化、安全管控等管理功能提供统一数据底座[4，40]。对采供血机构而言，智能管理系统可整合献血者档案及需求预测，动态调整采血计划，从而提升采集效率与供需匹配度[14，41]。对医院输血科而言，智能系统可构建“用血申请-合规审核-血液配发-监测评估-质量改进”的管理闭环，从而完成用血指征审核、异常预警与库存动态调度，并自动归集不良反应数据[14]。从发展趋势看，输血管理智能系统正从单机构应用向跨机构协同平台演进，云平台、区块链等技术推动区域内血液资源共享与统一调度，提升整体供应保障与应急响应能力[40]。

## 4　人工智能输血应用的伦理、法律与现实挑战

### 4.1　医疗数据隐私与信息安全风险

输血医学数据涉及献血者与受血者的个人身份信息、血型基因型等多重隐私。AI模型训练依赖大规模多维度医疗数据，使得数据隐私安全成为重要风险[6，42]。目前已有相关法律法规强调隐私保护，欧盟《通用数据保护条例》（GDPR）要求数据控制者必须明确合法的处理依据，遵循数据最小化原则，并保障数据主体的访问权与擦除权[42]。美国《健康保险流通与责任法案》（HIPAA）同样对受保护健康信息

（PHI）的使用与披露设定了严格标准[40]。印度《数字个人数据保护法》（2023年）等新兴经济体立法也朝着类似方向发展[42]。然而，即使经过去标识化处理的输血医学数据，仍存在被重新识别的风险[43]。AI系统与HIS、LIS及EHR深度集成，网络攻击者可能通过入侵AI系统获取敏感数据，甚至操纵算法输出干扰临床决策[6]。因此，加密协议、定期安全审计与实时异常监测机制是必要措施[44]。联邦学习允许多家医疗机构在不共享原始数据的前提下协同训练模型，仅交换模型参数，从而在保护隐私的同时实现跨中心知识整合[43-44]。安全多方计算与差分隐私也被视为增强数据合规性的重要手段[44]。国内已出现基于脱敏临床数据训练的输血评估大模型[45]，并探索以联邦学习与区块链实现“数据不出域、可用不可见”的跨机构医疗数据共享[46]，为输血数据的安全利用提供了本土化实践路径。但是这些技术在输血医学领域的实际应用仍处于早期阶段。

### 4.2　算法可解释性与医疗责任界定难题

算法可解释性（黑箱问题）是AI医疗应用中最具争议的议题之一。在输血医学这一对安全性与可追溯性要求极高的领域，AI决策过程的不透明性构成临床信任建立的重大障碍[2，6]。许多高性能模型内部决策逻辑难以被人类直观理解，当模型给出输血推荐、相容性判断或不良事件预警时，临床医师无法获知具体推理依据，削弱了对AI输出的信任度[2，4，6]。

可解释人工智能（XAI）通过特征重要性排序、反事实解释或局部近似模型揭示黑箱模型的决策逻辑[47-48]。但学界对XAI的实际价值存在分歧。有学者指出，事后解释本质上是对黑箱模型的近似模拟，其可靠性与完整性值得怀疑[49]。Rudin提出，在高风险决策场景中，应优先使用本质上可解释的模型，而非为黑箱模型打补丁式地添加解释[50]。

AI参与临床决策后，医疗责任的界定存在较大难题。当AI辅助的输血决策导致患者损害时，责任应如何在临床医师、医疗机构与AI开发者之间分配，现行法律体系尚未给出清晰答案[51]。过度信赖AI输出而疏于独立审核，或完全忽视AI建议都可能引发责任争议[52]。此外，AI模型的更新换代进一步增加了责任认定的难度，若模型在部署后因数据漂移导致性能下降，开发者的维护义务与医疗机构的监测义务应如何界定，目前尚无成熟的法律先例[51，53]。

### 4.3　行业合规性与监管体系的适配问题

美国食品药品监督管理局（FDA）于2019年发布了AI/ML-based SaMD监管框架，2021年推出行动计划，允许经过审批的AI模型在预设范围内迭代更新而无需每次重新审批[53-54]。这一监管思路旨在平衡创新速度与患者安全，但在具体执行层面仍面临诸多挑战。欧盟《医疗器械法规》（MDR）对包括AI软件在内的医疗器械设定严格符合性评估要求；2024年生效的《人工智能法案》（AI Act）将医疗AI列为高风险应用，施加额外透明度、数据治理与风险管理要求[53]。这意味着AI输血产品需要同时满足两套法律体系的要求，合规成本增加。中国国家药品监督管理局（NMPA）也在加速构建AI医疗器械的监管体系。截至2023年7月，中国已有59款AI医疗相关器械获得批准，但专门用于临床用血的AI产品数量为0[55]。与欧美监管框架相比，我国监管体系呈现出规则导向、事前管控严格的特点。一方面，更强调事前全流程审批，对算法迭代更新的管理更为严格，暂未全面放开预设范围内的自主迭代[55-56]，并要求训练数据需符合国内医疗数据安全规范，对训练数据集的代表性、可追溯性与伦理合规性具有更为细化的审评标准[57]；另一方面，更侧重临床终点验证，要求AI产品提供明确的临床获益证据，涉及核心诊疗决策的三类AI医疗器械需通过临床试验验证临床安全性与有效性后才能获批[55，58]。算法偏见与公平性问题受到监管关注。若训练数据缺乏特定种族或罕见血型群体数据，可能导致模型在亚组人群中性能下降，引发医疗资源分配不公或诊疗偏差[6，42]。监管机构正逐步要求开发者提交公平性测试报告，但针对输血医学特有生物学差异的评估标准尚未建立[6]。如何将AI相关的不良事件纳入现有血液警戒框架，仍缺乏标准化操作指南[36]。

### 4.4　临床落地的现实障碍

AI落地面临诸多现实障碍，技术层面首先受制于数据基础。输血信息分散于LIS、HIS与电子病历，格式与编码标准不一，训练数据质量参差[4，40]；现有研究多为单中心回顾性，样本量有限[59]，多数系统独立运行、未与临床信息系统打通，难以随诊疗流程实时取数与提示[40，60]；同时技术上还存在模型迁移至外部数据集后性能出现明显下降[4，61]，美军战伤患者回顾性队列（有效样本量302例）开发的战伤大量输血预测算法在独立验证队列中AUC由0.839降至0.747[62]。系统综述亦显示，输血需求预测领域24项研究中仅4项采用外部、多中心或前瞻性验证[63]，创伤后输血预测模型中仅2项报告校准指标[64]，泛化性与校准证据的系统性缺失进一步放大了落地风险。

人才与认知的制约同样突出。调查显示，78%的受访者称缺乏AI资源或专业知识，73%反映招聘困

难，72%担忧数据隐私[7]。临床人员不会评估和监督模型，开发者又不懂输血业务。美国自医学院至专科认证有8~9年、四级协同的培养体系，我国输血医学2016年方设为二级学科，长期临床与检验“双轨”培养，在岗以检验、护理背景为主，输血医师留存率仅约30%[65]，复合型人才尤为短缺。

经济成本与回报证据亦不容忽视。除软件许可外，还涉及硬件升级、信息集成与人员培训等隐性成本。运营类应用已有少数可量化结果。泰国的一项单中心回顾性队列研究（1 681例脑肿瘤手术患者）显示机器学习指导术前备血使单中心备血费用下降约68%[66]。加拿大汉密尔顿4家医院2012—2018年227 944次红细胞输注的多中心回顾性研究指出，需求预测结合库存优化的红细胞订购方案在四家医院降低总成本43%[67]。模拟与真实需求数据的建模深度强化管理血小板可将过期浪费降至接近零[68]。但这些多属成本最小化与回顾性、模拟研究，未引入QALY等健康产出，缺乏前瞻多中心验证，输血相关急性肺损伤（TRALI）、输血相关性循环超负荷（TACO）等严重反应的经济代价亦未测算[69]，实际投入产出仍不明确[61，70]。

## 5　展望

人工智能真正参与临床用血全过程还需要时间发展。短期（1~3年）重点在于推动模型从科研走向常规应用，首要工作是临床转化与工作流程整合。应将模型安全嵌入输血服务体系，打通AI与HIS、LIS、EHR的数据壁垒，实现自动取数与实时推送[71]，并制定上线验证、运行审核与异常下线的标准操作规程，避免模型以黑箱状态投入临床。人才可借2025年协会推动输血科向"治疗型平台"转型、启动输血医师专培考核之机，将数据素养与AI伦理纳入专培及继续教育[65]。落地过程中必须同步补足临床证据。应以多中心真实世界研究构建跨机构协作网络，检验模型在不同机构与人群中的稳定性[59]，进而推行标准化外部验证与前瞻性多中心对照试验，评估其对患者结局、医疗费用和运行效率的影响；安全上则整合多源数据建立不良反应实时监测，争取对TRALI、TACO等严重反应实现早期预警与分级处置[37]。与临床证据并行的是卫生经济学评价与区域试点。在已有正向结果[66-68]基础上纳入住院日、再入院与QALY等健康产出，开展完整的成本-效用分析，为机构选型与医保政策提供依据[41，68]；落地可先行依托省级血液中心试点智能调度，实现跨机构库存共享与动态调配，并探索应急供血及献血招募、临床需求预测机制。

中长期（5~10年）目标是实现全链条智能化与精准化，推动输血医学模式升级。首先基于多组学驱动的精准输血。整合基因组、蛋白组、代谢组等多组学技术，结合机器学习实现献血者与受血者精准匹配，建立标准化多组学数据共享规范，同步推进稀有血型表型预测、血小板交叉配血优化、HLA相合度预测等细分领域研究[72]；其次依托联邦学习支撑的跨中心协同。依托联邦学习构建跨机构、跨区域协作网络，在保障数据隐私的前提下整合多源数据，提升模型泛化能力与人群公平性，破解稀有血型、罕见疾病等小样本场景的性能瓶颈；然后全链条闭环智能管理。打通采血站、输血科与临床科室之间全数据链，构建输血全流程闭环管理系统，推动供应链优化向多成分联合库存、区域级智能调度、极端事件应急决策等方向深化[41]；最后全球监管标准与评价体系互认。探索建立国际统一的AI输血应用评价标准与监管互认机制，促进技术跨国流动与全球协作。长远来看，唯有技术创新、伦理治理与国际协作并进，AI方能成为提升全球输血安全与可及性的持久动力。

**利益冲突**　所有作者均声明不存在利益冲突

**作者贡献声明**　徐祝帆：文献收集、文章撰写；黄龙：文献收集；屠嘉欣：文章修改、文章审阅；朱长太：文章指导、文章修改

## 参 考 文 献

[1] Smit Sibinga C T. Transfusion medicine: from ABO to AI (artificial intelligence)[M]//Digital Health.Exon Publications,2022.

[2] Giansanti D,Cosenza C. AI-driven innovations in transfusion medicine: a narrative synthesis of current reviews[J]. Med Sci (Basel),2025,14(1):10.

[3] Myhre B A,Ritland F. The computer in the blood bank[J]. Crit Rev Clin Lab Sci,1986,24(1):21-42.

[4] Maynard S,Farrington J,Alimam S,et al. Machine learning in transfusion medicine: A scoping review[J]. Transfusion,2024,64(1):162-184.

[5] Meier J M,Tschoellitsch T. Artificial intelligence and machine learning in patient blood management: a scoping review[J]. Anesth Analg,2022,135(3):524-531.

[6] Li N,Goel R,Raza S,et al. Artificial intelligence and machine learning in transfusion practice: an analytical assessment[J]. Transfus Med Rev,2025,39(4):150926.

[7] Al-Riyami A Z,Rexer K,Masters K,et al. Use of artificial intelligence in transfusion medicine practice,education and research: A mixed methodology study[J]. Vox Sang,

2026,121(4):520-529.

[8] Achour S L,Dojat M,Rieux C,et al. A UMLS-based knowledge acquisition tool for rule-based clinical decision support system development[J]. J Am Med Inform Assoc,2001,8(4):351-360.

[9] Ashford P,Moniz K. Standardized electronic transfer of blood product information[J]. Transfusion,2021,61(4):1324-1328.

[10] Association for the Advancement of Blood & Biotherapies. Standards for Blood Banks and Transfusion Services[M]. 34th. Bethesda,MD:AABB, 2024.

[11] 蔡松原,王明举,张进. 基于知识超图的临床输血知识管理系统关键技术研究[J]. 中国卫生信息管理杂志,2026,23(3):372-382.

[12] 中国国际科技促进会. 医疗知识图谱构建技术要求: T/CI 196-2023[S].2023.

[13] 国务院办公厅. “十四五”国民健康规划[Z]. 2022.

[14] 葛霜,尚玮,于洋,等. 输血医学3.0:输血医学的智能化与个性化[J]. 临床输血与检验,2025,27(6):754-760.

[15] 陈麟凤,冯宇,田宗梅,等. 智能输血系统应用于术中红细胞输注的效果评价[J]. 中国输血杂志,2025,38(11):1495-1501.

[16] Guan L Y,Tian X Y,Gombar S,et al. Big data modeling to predict platelet usage and minimize wastage in a tertiary care system[J]. Proc Natl Acad Sci U S A,2017,114(43):11368-11373.

[17] Alzahrani G A,Ali Ahmed Rasas M,AlOnayzan F H,et al. Machine learning-enhanced genomic profiling for precision paediatric blood transfusion compatibility[J]. J Adv Trends Med Res,2025,2(2):235-240.

[18] Jo C,Ko S,Shin W C,et al. Transfusion after total knee arthroplasty can be predicted using the machine learning algorithm[J]. Knee Surg Sports Traumatol Arthrosc,2020,28(6):1757-1764.

[19] Chen H,Cao B W,Yang J C,et al. Construction and effect evaluation of prediction model for red blood cell transfusion requirement in cesarean section based on artificial intelligence[J]. BMC Med Inform Decis Mak,2023,23(1):213.

[20] Liu S,Zhou R,Xia X Q,et al. Machine learning models to predict red blood cell transfusion in patients undergoing mitral valve surgery[J]. Ann Transl Med,2021,9(7):530.

[21] Liang D,Pang Y M,Huang J R,et al. Predicting postoperative blood transfusion in elderly patients undergoing total hip and knee arthroplasty using machine learning models[J]. Risk Manag Healthc Policy,2025,18:1697-1711.

[22] 罗成岑,洪琳欧,何春宇,等. 基于决策树算法的肝脏切除术患者围术期输血影响因素分析[J]. 中国输血杂志,2025,38(10):1334-1339.

[23] Hur S,Yoo J,Min J Y,et al. Development,validation,and usability evaluation of machine learning algorithms for predicting personalized red blood cell demand among thoracic surgery patients[J]. Int J Med Inform,2024,191:105543.

[24] Lee S M,Lee G,Kim T K,et al. Development and validation of a prediction model for need for massive transfusion during surgery using intraoperative hemodynamic monitoring data[J]. JAMA Netw Open,2022,5(12):e2246637.

[25] Gigengack R K,Taha D,Martijn Kuijper T,et al. Predicting blood loss in burn excisional surgery[J]. Burns,2023,49(3):566-572.

[26] Ghetmiri D E,Venturi A J,Cohen M J,et al. Quick model-based viscoelastic clot strength predictions from blood protein concentrations for cybermedical coagulation control[J]. Nat Commun,2024,15(1):314.

[27] Yang P L,Yuan J,He J,et al. Investigating the feasibility of machine learning to guide personalized red blood cell (RBC) transfusion: analyzing the heterogeneity of RBC transfusion in septic patients with hemoglobin levels of 7–9 g/dL based on the causal forest model[J]. Front Pharmacol,2025,16:1615618.

[28] Cobler-Lichter M D,Delamater J M,Collie B L,et al. MIASurviveMTP: Machine learning for immediate assessment and survival prediction after massive transfusion protocol[J]. PLoS One,2025,20(10):e0335151.

[29] Li J H,An X Z,Jing Z C,et al. Research and application of machine learning models based on multimodal big data for precise transfusion management in acute myeloid leukaemia[J]. Transfus Med,2026:tme.70105.

[30] Schilling M,Rickmann L,Hutschenreuter G,et al. Reduction of platelet outdating and shortage by forecasting demand with statistical learning and deep neural networks: modeling study[J]. JMIR Med Inform,2022,10(2):e29978.

[31] Kwon H J,Park S,Park Y H,et al. Development of blood demand prediction model using artificial intelligence based on national public big data[J]. Digit Health,2024,10:20552076231224245.

[32] Carvajal-Hernandez J D,Osorio-Muriel A F. Simulation-based optimization algorithm for the vendor-managed inventory problem for blood platelets[J]. IyU,2022,26. DOI: 10.11144/javeriana.iued26.sboa.

[33] Zhou Y F,Zou T G,Liu C S,et al. Blood supply chain operation considering lifetime and transshipment under

uncertain environment[J]. Appl Soft Comput,2021,106:107364.

[34] de Jonge L L,Wiersum-Osselton J C,Bokhorst A G,et al. Haemovigilance: current practices and future developments[J]. Ann Blood,2022,7:23.

[35] Thiyagarajan K,Ganesan S K,Gurumoorthy R. Artificial intelligence in hemovigilance: advancing blood safety and monitoring systems[J]. J Young Pharm,2025,17(4):770-776.

[36] Haque Lamem M F,Sahid M I. Artificial intelligence in hemovigilance: A narrative review on advancing blood safety and monitoring systems[J]. Digit Heal,2025,11:20552076251406306.

[37] ShojaeiBaghini M,Ghaemi M M,Ahmadipour A. Artificial intelligence in the identification and prediction of adverse transfusion reactions (ATRs) and implications for clinical management: a systematic review of models and applications[J]. BMC Med Inform Decis Mak,2025,25(1):396.

[38] Ramoa A,Condeço J,Fdez-Riverola F,et al. HaemoKBS: A knowledge-based system for real-time,continuous categorisation of adverse reactions in blood recipients[J]. Neurocomputing,2021,423:756-767.

[39] 魏晓艳,王辉,肖明森,等. 基于电子病历六级评审和等级医院评审的智能化输血系统的设计与应用[J]. 中国医疗设备,2024,39(5):55-60.

[40] Oriaku I,Okechukwu O,Okeoma O I,et al. Artificial intelligence in transfusion medicine: current applications,opportunities,and challenges[J]. Epidemiol Heal Data Insights,2025,1(6):ehdi023.

[41] Patil A,Nandre S,Varma S,et al. An AI-driven blood bank donation and management system: an integrated framework for matching,prediction,anomaly detection,and inventory optimization[J]. International Journal Innovative Science And Research Technology (IJISRT),2026:2135.

[42] Seheult J N,Malone J R,Jackson B R,et al. Ethical dilemmas in the use of artificial intelligence in transfusion medicine[J]. Vox Sang,2026,121(4):417-429.

[43] Li N,Lewin A,Ning S Y,et al. Privacy-preserving federated data access and federated learning: Improved data sharing and AI model development in transfusion medicine[J]. Transfusion,2025,65(1):22-28.

[44] Turki A T,Brieske C M,Gurkan U A,et al. Fundamentals of big data and artificial intelligence in transfusion medicine[J]. Vox Sang,2026,121(4):430-440.

[45] 十堰市人民政府. 全省唯一！十堰市太和医院人工智能用血评估大模型入选国家数据局示范场景[EB/OL]. (2026-08-28)[2026-09-14]. http://www.shiyan.gov.cn/ywdt/jk/202608/t20260828_4991276.shtml.

[46] 周聆严,游涵,邓薇,等. 跨医疗机构可信数据共享利用的原型系统构建与验证[J]. 中国卫生信息管理杂志,2026,23(3):465-472.

[47] Amann J,Blasimme A,Vayena E,et al. Explainability for artificial intelligence in healthcare: a multidisciplinary perspective[J]. BMC Med Inform Decis Mak,2020,20(1):310.

[48] Lötsch J,Kringel D,Ultsch A. Explainable artificial intelligence (XAI) in biomedicine: making AI decisions trustworthy for physicians and patients[J]. BioMedInformatics,2022,2(1):1-17.

[49] Babic B,Gerke S,Evgeniou T,et al. Beware explanations from AI in health care[J]. Science,2021,373(6552):284-286.

[50] Rudin C. Stop explaining black box machine learning models for high stakes decisions and use interpretable models instead[J]. Nat Mach Intell,2019,1(5):206-215.

[51] Maliha G,Gerke S,Cohen I G,et al. Artificial intelligence and liability in medicine: balancing safety and innovation[J]. Milbank Q,2021,99(3):629-647.

[52] Bazoukis G,Hall J,Loscalzo J,et al. The inclusion of augmented intelligence in medicine: A framework for successful implementation[J]. Cell Rep Med,2022,3(1):100485.

[53] Vokinger K N,Gasser U. Regulating AI in medicine in the United States and Europe[J]. Nat Mach Intell,2021,3(9):738-739.

[54] Hillis J M,Visser J J,Cliff E R S,et al. The lucent yet opaque challenge of regulating artificial intelligence in radiology[J]. NPJ Digit Med,2024,7(1):69.

[55] Liu Y H,Yu W J,Dillon T. Regulatory responses and approval status of artificial intelligence medical devices with a focus on China[J]. npj Digit Med,2024,7:255.

[56] 李屹玲,赵琪,魏旗鹏,等. 优化人工智能医疗器械全生命周期监管:国际经验与中国路径[J]. 中国食品药品监管,2026(3):42-51.

[57] 国家药品监督管理局医疗器械技术审评中心. 深度学习辅助决策医疗器械软件审评要点[EB/OL]. (2019-07-03)[2026-09-14]. https://www.cmde.org.cn/xwdt/shpgzgg/gztg/20190703141714991.html.

[58] 国家药品监督管理局医疗器械技术审评中心.人工智能医疗器械注册审查指导原则(2022年第8号)[EB/OL]. (2022-03-09)[2026-09-14]. http://www.cmde.org.cn/flfg/zdyz/zdyzwbk/20220309091014461.html.

[59] Duranteau O,Blanchard F,Popoff B,et al. Mapping the landscape of machine learning models used for

predicting transfusions in surgical procedures: a scoping review[J]. BMC Med Inform Decis Mak,2024,24(1):312.

[60] Lopes M G M,Recktenwald S M,Simionato G,et al. Big data in transfusion medicine and artificial intelligence analysis for red blood cell quality control[J]. Transfus Med Hemother,2023,50(3):163-173.

[61] Barzilai M,Cohen O. AI applications in transfusion medicine: opportunities,challenges,and future directions[J]. Acta Haematol,2025,148(5):516-526.

[62] McLaughlin D F,Niles S E,Salinas J,et al. A predictive model for massive transfusion in combat casualty patients[J]. J Trauma,2008,64(2 Suppl):S57-S63.

[63] Engelke M, Çinar-Koraş O A, Kleesiek J, et al. AI and blood banking: predicting transfusion demand—a systematic review of forecasting approaches[J/OL]. Transfus Med Hemother, 2026. DOI: 10.1159/000552969.

[64] Oakley W,Tandle S,Perkins Z,et al. Predicting blood transfusion following traumatic injury using machine learning models: A systematic review and narrative synthesis[J]. J Trauma Acute Care Surg,2024,97(4):651-659.

[65] 姜晓星,戴健敏,刘君,等. 中美输血医学学科人才培养体系的差异与思考[J]. 临床输血与检验,2026,28(4):457-466.

[66] Tunthanathip T,Sae-Heng S,Oearsakul T,et al. Economic impact of a machine learning-based strategy for preparation of blood products in brain tumor surgery[J]. PLoS One,2022,17(7):e0270916.

[67] Na L,Arnold D M,Down D G,et al. From demand forecasting to inventory ordering decisions for red blood cells through integrating machine learning,statistical modeling,and inventory optimization[J]. Transfusion,2022,62(1):87-99.

[68] Farrington J M,Utley M,Alimam S,et al. Deep reinforcement learning for managing platelets in a hospital blood bank[J]. Blood,2023,142(Supplement 1):2311.

[69] Coelho H,Silva F,Correia M,et al. Artificial intelligence in patient blood management: a systematic review of predictive,diagnostic,and decision support applications[J]. J Clin Med,2025,14(23):8479.

[70] Al-Riyami A Z,Herjes S. Use of artificial intelligence and big data in transfusion medicine: An exploratory assessment of status in the Eastern Mediterranean and North Africa region[J]. Vox Sang,2026,121(4):511-519.

[71] Maynard S,Farrington J,Raza S,et al. Artificial intelligence implementation in transfusion medicine: addressing the challenges of clinical adoption[J]. Transfus Med Rev,2026,40(1):150961.

[72] D'Alessandro A. Red blood cell omics and machine learning in transfusion medicine: singularity is near[J]. Transfus Med Hemother,2023,50(3):174-183.

（收稿日期：2026-09-02；接收日期：2026-09-23）

（本文编辑：闫肃 曹媛）