

DOI: 10.16781/j.CN31-2187/R.20250678

· 人工智能 + 医学科研 ·

重塑现代医学：人工智能的应用、挑战与未来展望

彭颖^{1,2}, 吴宇慧^{1,3}, 于广军^{1,2,3*}

1. 香港中文大学(深圳)第二附属医院, 深圳 518172

2. 香港中文大学(深圳)医学院, 深圳 518172

3. 国家健康医疗大数据研究院(深圳), 深圳 518172

[摘要] 人工智能(AI)正以前所未有的深度与广度重塑现代医学的研发范式、诊疗流程与公共卫生体系。本文全面梳理了AI在基因组学、药物研发、医学影像、临床决策、外科手术及公共卫生等领域的突破性应用,揭示了其如何通过解码复杂生物数据、加速靶点发现、提升诊断精度及优化医疗资源分配,驱动医学向精准化、高效化与个性化迈进。然而,这一进程也面临数据质量、模型可解释性、算法偏见、临床整合及伦理监管等多重挑战。本文在剖析这些核心问题的基础上,展望了未来医学的全新蓝图:在完善的治理体系与深度的跨学科合作支撑下,AI将全面赋能医疗领域,最终构建出更精准、高效、普惠且富有人文关怀的健康生态。唯有技术创新与伦理治理并重,才能确保AI在医学领域的可持续发展,真正造福全人类。

[关键词] 人工智能; 现代医学; 技术创新; 伦理治理

[引用本文] 彭颖, 吴宇慧, 于广军. 重塑现代医学: 人工智能的应用、挑战与未来展望[J]. 海军军医大学学报, 2026, 47(1): 9-18. DOI: 10.16781/j.CN31-2187/R.20250678.

Reshaping modern medicine: applications, challenges, and future prospects of artificial intelligence

PENG Ying^{1,2}, WU Yuhui^{1,3}, YU Guangjun^{1,2,3*}

1. The Second Affiliated Hospital of The Chinese University of Hong Kong (Shenzhen), Shenzhen 518172, Guangdong, China

2. School of Medicine, The Chinese University of Hong Kong (Shenzhen), Shenzhen 518172, Guangdong, China

3. National Health Data Institute (Shenzhen), Shenzhen 518172, Guangdong, China

[Abstract] Artificial intelligence (AI) is systematically reshaping the modern medical landscape with unprecedented depth and breadth, transforming research and development paradigms, diagnostic and therapeutic workflows, and public health systems. This paper comprehensively summarizes the groundbreaking applications of AI in key areas, including genomics, drug development, medical imaging, clinical decision support, surgery, and public health. It elucidates how AI is propelling medicine towards greater precision, efficiency, and personalization by decoding complex biological data, accelerating target identification, enhancing diagnostic accuracy, and optimizing the allocation of medical resources. However, this advancement is confronted with multiple challenges, including data quality, model interpretability, algorithmic bias, clinical integration, and ethical regulation. Based on an analysis of these core issues, this article envisions a new blueprint for the future of medicine: supported by robust governance frameworks and profound interdisciplinary collaboration, AI will comprehensively empower the healthcare sector, ultimately fostering a health ecosystem that is more precise, efficient, equitable, and humane. Only through a balanced focus on technological innovation and ethical governance can the sustainable development of AI in medicine be ensured, thereby truly benefiting all of humanity.

[Key words] artificial intelligence; modern medicine; technological innovation; ethical governance

[Citation] PENG Y, WU Y, YU G. Reshaping modern medicine: applications, challenges, and future prospects of artificial intelligence[J]. Acad J Naval Med Univ, 2026, 47(1): 9-18. DOI: 10.16781/j.CN31-2187/R.20250678.

[收稿日期] 2025-10-05 **[接受日期]** 2025-12-19

[基金项目] 深圳市医学研究专项资金项目(C10120250085), 国家科技重大专项(2024ZD0524100, 2024ZD0524102)。Supported by Shenzhen Medical Research Fund Project (C10120250085) and National Major Science and Technology Project (2024ZD0524100, 2024ZD0524102)。

[作者简介] 彭颖, 博士生. E-mail: 224050082@link.cuhk.edu.cn

* 通信作者 (Corresponding author). E-mail: guangjunyu@cuhk.edu.cn

21世纪的医学正处于一场由生物学革命与信息技术革命交汇驱动的深刻变革之中。算力的指数级增长、海量多维医疗健康数据的累积,以及先进算法的突破性进展,共同将人工智能(artificial intelligence, AI)推向了现代医学舞台的中央,使其成为解码生命复杂性、优化诊疗决策、重塑医疗服务模式的关键赋能技术。从基础科研的源头到临床应用的终端,再到公共卫生的宏观布局, AI正以前所未有的深度与广度系统性地重构着人类与疾病斗争的全过程。

AI的概念最早源于1956年的达特茅斯会议,其本质是让机器能够从海量数据中学习规律,从而对未知数据做出智能决策^[1-2]。过去十多年中,机器学习及其子领域深度学习通过构建神经网络模型,借助大数据、先进算法和强大算力,在图像识别、自然语言处理等领域取得了突破性进展^[3]。这些能力与医学健康领域的需求高度契合,使得AI正在从根本上加速生物医学的发展,并重塑诊疗模式。然而,这一进程也伴随着数据质量、伦理规范和临床集成等多重挑战。

本文旨在系统性地梳理AI在现代医学各领域(从基因组学、药物研发到临床诊断、治疗决策及公共卫生)的发展脉络与前沿应用,剖析其在落地转化过程中面临的数据、技术、伦理与监管挑战,并展望在健全的治理与跨学科融合框架下由AI赋能的更加精准、高效、可及与人性的未来医学新生态,以期为该领域的后续研究与健康发展提供有价值的参考。

1 AI在生物医学各领域的应用与突破

1.1 从基因序列到个体化治疗: AI驱动的精准确定医学革命

高通量组学技术的普及开启了数据驱动的生物医学研究新纪元,研究人员得以从基因组、转录组、蛋白质组等多个层面以前所未有的规模和分辨率获取信息,为理解疾病的复杂生物学机制提供了数据基础。然而,要将指数级增长的多维数据转化为可直接应用于实践的生物学认知和临床诊疗策略并非易事。AI作为此背景下的关键赋能技术,通过高效解析海量、高维度的组学数据,极大加速了从基因测序到临床决策的转化过程。

1.1.1 AI加速基因测序与变异解读 提升基础基因组分析的效率和精准度是AI的关键应用方向之一,借助这一能力,传统生物信息学分析存在的通

量瓶颈得到了有效突破。基于深度神经网络的模型能够自动化分析全基因组/外显子组数据,精准识别体细胞突变和驱动基因。Jiao等^[4]开发的神经网络模型可仅基于体细胞突变特征预测癌症的组织来源; Sun等^[5]构建的基因组深度学习框架对超过8 000个外显子组样本进行分析后,能够准确区分12种癌症类型,其AUC高达0.94,且显著缩短了分析周期。此外, AI的应用已不限于基因测序分析本身,如Akita模型仅从DNA序列即可预测复杂的三维基因组折叠,为深入理解基因调控机制提供了强有力的工具^[6]。

1.1.2 整合多组学数据识别疾病驱动因子与生物标志物

AI强大的模式识别能力使其在整合不同分子层面的多组学数据中表现卓越,能够挖掘出单一组学无法解释的关键疾病驱动因子与新型生物标志物。Champion等^[7]开发的AMARETTO算法通过整合拷贝数变异、DNA甲基化和基因表达数据,成功识别出跨癌种的驱动基因。在临床诊断方面, Capper等^[8]开发的随机森林模型利用DNA甲基化谱对中枢神经系统肿瘤进行分类,其准确性与病理诊断高度一致。在备受关注的液体活检领域, AI模型同样取得了突破。Cohen等^[9]开发的CancerSEEK通过整合循环蛋白与游离DNA突变数据实现了对包括卵巢癌、肝癌在内的8种癌症的早期检测; 而Chabon等^[10]开发的Lung-CLIP算法结合游离DNA突变、片段化特征和蛋白质标志物,显著提升了早期非小细胞肺癌的检测灵敏度。

1.1.3 辅助个体化治疗, 实现“同病异治”与“异病同治”

AI在精准医疗中的核心价值是破译患者的分子密码,构建能够预测疗效与耐药性的精准模型,从而指导个体化的临床决策,针对每例患者的分子亚型进行“量体裁衣”,最终实现“同病异治”与“异病同治”的治疗目标。Yang等^[11]开发的SimTA模块通过整合动态的放射组学、血液学及临床数据,能够有效预测非小细胞肺癌患者对抗程序性死亡蛋白1/程序性死亡蛋白配体1免疫治疗的响应,辅助筛选优势人群。而在“异病同治”模块中,则是针对不同疾病但分子机制相似的患者采用相似的治疗策略。例如Muti等^[12]和Kather等^[13]开发的深度学习分类器能够通过胃癌H-E染色病理切片预测微卫星不稳定状态,为不同癌种的高度微卫星不稳定患者选择免疫治疗方案提供了参考。同时在预测治疗响应与耐药性上, Costello等^[14]

通过贝叶斯模型整合多组学数据预测药物敏感性, Zhang等^[15]通过单细胞RNA测序结合AI分析,揭示了影响免疫治疗疗效的关键T细胞亚群,为克服耐药性、优化联合治疗方案提供了新思路。

1.2 重塑药物发现范式: AI攻克研发瓶颈,引领智能设计 药物研发作为现代医药产业的基石,正面临着高资金投入、长研发周期与低成果转化率的核心矛盾,严重制约了新药的有效产出^[16]。据报道,一款新药从概念到获批上市,通常耗时12~15年,投入或超过25亿美元,然而其从I期临床试验推进到最终获批的成功率不足10%^[17]。面对药物研发领域亟待提升效率和降低成本的严峻挑战, AI凭借其从海量、复杂且看似无关的数据中学习深层规律的独特能力,正成为颠覆传统药物研发流程、提升效率和成功率的关键驱动力^[18-21]。

传统的靶点发现高度依赖于“假设驱动”的研究模式,需通过反复的实验来验证,耗时长且成本高昂。以AlphaFold系列为代表的AI工具能够仅从氨基酸序列出发,精准预测蛋白质的三维空间结构及其作用模式^[22-24]。这些原子级精度的结构蓝图,不仅极大提升了传统药物结合位点的识别效率,更关键的是赋能了靶向蛋白质-蛋白质相互作用等复杂靶点的新型疗法(如抗体药物、分子胶水)的理性设计,从而系统性地开拓了此前难以企及的广阔“可成药”靶点领域。

传统的高通量筛选是在庞大的化学库中探索潜在药物分子,如同大海捞针,效率低下且成本高昂。AI驱动的虚拟筛选彻底改变了这一局面。通过学习已知活性分子的构效关系, AI模型可对数亿规模的化学库进行快速初筛,将候选分子范围精准缩小至数百个,为后续实验验证提供高质量起点,从而将命中率提升10~100倍^[25-26]。例如, Stokes等^[25]利用该策略从上亿个分子中发现了新型抗生素halicin;而Wong等^[26]的研究更是将候选抗生素体外验证的活性率提升至15%,远超传统高通量筛选(通常小于0.1%)。

AI正引领药物从筛选走向智能设计。生成式AI能够突破传统药物化学的结构窠臼,创造出具有全新骨架和机制的分子。为提升实用性,诸如Synthemol等AI模型在设计时便融入合成可行性约束,确保分子的化学可及性^[27]。同时, AI还能执行多参数优化,在分子生成阶段即同时平衡抗菌活性、细胞毒性、代谢稳定性等多种关键属性。例

如, Wong等^[26]通过多任务学习获得的候选分子不仅对耐药菌表现出优异活性,同时对人体细胞也显示出极低毒性,极大降低了后期失败风险。

综上所述, AI通过构建“预测-指导-验证”的闭环,显著加速了临床前研发。传统上确定临床前候选化合物需3~5年,而AI辅助下可缩短至6~18个月。Zheng等^[28]更是仅在3个月内完成了从虚拟筛选到先导分子semapimod的体外验证,充分展现了AI对研发效率的革命性提升。

1.3 赋能影像与病理分析: 从辅助诊断到临床整合的循证进展 医学影像和数字病理是临床诊断的基石,但其解读长期高度依赖医师经验。这一过程不仅劳动强度大,还易受阅片者主观差异的影响,导致微小病灶漏诊的风险增高。AI特别是深度学习技术,通过自动化图像分析显著提升了诊断的准确性、一致性与效率。

在放射影像学领域, AI的应用已从概念验证迈向临床实践。例如,在肺癌早期筛查中, Nam等^[29]的一项随机对照试验证实, AI辅助系统能显著提升胸部X线片中可干预肺结节的检出率,优化了筛查流程。在乳腺癌筛查方面, AI的能力得到了多维度验证,一项里程碑研究显示,其在乳腺X线影像上检出恶性肿瘤的准确性已能媲美放射科专家^[30];进一步研究证实,通过整合二维与三维乳腺摄影技术的先进AI策略,能在部分病例中比标准检查提早1~2年发现癌症^[31]。

在计算病理学领域, AI展现出巨大潜力,旨在克服传统H-E染色切片阅片中的瓶颈。针对乳腺癌的术中诊断, You等^[32]将术中显微镜与深度学习结合,实现了对切除组织良恶性病变的实时、精准分类,为手术决策提供即时支持。在前列腺癌诊断方面, AI的临床转化更为成熟,美国FDA批准的商业化系统Paige Prostate Alpha是这一领域的代表^[33]。一项回顾性研究及独立的后续验证结果表明,该平台能显著提升病理医师的诊断灵敏度并大幅缩短阅片时间,同时保持诊断特异度不变^[34-35]。这不仅证明AI能有效增强病理医师的诊断能力,更标志着其作为可靠的辅助工具,已成功融入高标准的临床工作流程。

1.4 从决策辅助到流程赋能: 大语言模型(large language model, LLM)在临床诊疗中的角色定位与挑战 随着AI技术的深化发展,其应用已从诊断辅助向治疗决策支持等环节延伸,并致力于将海

量患者数据转化为个体化治疗策略,优化诊疗全流程。以LLM为代表的新兴技术,正为临床决策支持系统开辟全新路径,尤其在肿瘤学等复杂领域。

在直接的治疗方案制定方面,LLM展现出其作为决策辅助工具的初步潜力,但其准确性仍需审慎评估。一项研究评估了4种LLM为虚构晚期癌症患者推荐方案的表现,虽然LLM生成的备选方案范围比专家更广,并能提出一些合理选项,但其建议常偏离专家共识,揭示了其在准确性上的不足^[36]。另一项针对晚期实体瘤一线治疗建议的研究也发现,尽管LLM总体表现尚可,但会提供过时甚至使用尚处于研究阶段的药物名称等不准确信息^[37]。这些研究表明,LLM在用于支持临床决策前,仍需在准确性、时效性及与临床流程整合方面进行严格验证,目前无法作为独立决策的依据。

相较于直接制定方案,LLM在优化临床流程方面正产生更直接的影响。烦琐的电子病历文书工作是导致医师倦怠的重要因素^[38]。对此,多家公司已开发出基于临床问诊转录文本生成医疗文档的AI辅助记录技术^[39-40]。LLM还能整合分散的病历资料、生成病情摘要^[41],从而将医师从行政负担中解放出来,使其能更专注于与患者共同制定治疗计划。在患者端,面对疾病复杂性和情感压力,许多患者并未完全理解自身治疗方案^[42]。LLM有望通过生成易于理解的病情与治疗摘要,促进有效沟通。研究证实,ChatGPT在澄清癌症误区方面表现良好^[43],这昭示了其作为可靠患者教育工具的巨大潜力。

1.5 赋能外科围手术期管理:从精准规划到智能康复的全周期革新 尽管全球每年开展的手术量逾3.3亿次^[44-45],但外科领域在手术可及性、资源分配、术后并发症管理等方面仍面临严峻挑战^[46-50]。AI正作为一种关键赋能技术,有望推动外科全周期的系统性改进。

在术前阶段,AI正深刻变革着手术规划与风险评估。通过对术前影像(如MRI)进行深度分析,强化学习等算法能够辅助神经外科医师在最大化切除肿瘤的同时,精准规避功能性解剖结构的损伤^[51];而在解剖结构变异较大的复杂病例(如肺段切除术)中,AI驱动的图片分割与虚拟现实技术相结合,已被证实能够优化甚至关键性地改变手术方案^[52]。更重要的是,AI在高精度风险预测方面展现出巨大潜力。尽管传统风险评分工具可能存

在偏倚且临床应用有限,但新兴的机器学习模型,如POTTER计算器,已在多项外部验证中展现出优于传统工具乃至外科医师直觉判断的预测准确性,为优化患者选择、强化知情同意与实现资源合理分配提供了依据^[53-56]。

在术中阶段,AI的应用正从决策支持向流程自动化演进。一个已成功转化为临床应用的典范是低血压预测指数^[57-58],这一机器学习工具能实时预警术中低血压,并通过随机试验证明了其对改善患者结局的显著益处^[59-60]。AI正被用于构建数字化手术平台,通过整合手术室内的多维数据,以应对因人员疲劳、沟通不畅或设备问题导致的手术失误^[61]。与此同时,计算机视觉与手术机器人的融合正逐步走向成熟,为实现更高精度的手术操作、乃至最终的自主机器人手术奠定了基础^[62]。此外,在外科教育领域,AI能够对海量手术视频进行客观、标准化的评估,为不同年资的外科医师提供即时、可靠的技术反馈,从而变革外科培训模式^[63]。

在传统上数据驱动创新较为缺乏的术后阶段,AI正通过引入连续监测与预测分析来填补空白。当前“一刀切”式、基于护士间断性观察的术后管理模式,有望被以可穿戴设备为核心的持续多模态生理参数监测所取代。这种数据密集型的方法,使得构建精准的术后并发症预测模型成为可能。例如,基于可解释AI的Prescience系统能够通过实时监测生命体征,提前数分钟预测低氧事件的发生,并向临床医师提供透明、可视化的风险评分^[64]。这种前瞻性的监测与预警,不仅有望降低术后并发症的发生率与死亡率,更能指导制定数据驱动的、高度个体化的康复与出院计划,同时将护理人员从烦琐的常规巡查中解放出来,使其能更专注于以患者为中心的护理服务。

1.6 驱动医疗服务体系转型:提升效率与拓展可及性 AI正从根本上重塑医疗机构的运营范式与服务边界,成为构建“智慧医院”和推动远程医疗发展的核心技术引擎。其核心价值在于通过优化内部管理流程提升运营效率,并借助数字化手段将优质医疗服务延伸至传统医疗难以覆盖的区域,从而有效缓解医疗资源分布不均的全球性难题。这种转型的具体实践体现在临床工作流的智能化重塑上。一个典型案例是在新型冠状病毒感染疫情流行期间,部分医院成功地将AI辅助的胸部CT分诊工具融入急诊流程,通过对高风险病例进行快速筛查,

显著提升了分诊效率与资源调配的精准性,即便在其他检测手段普及后, AI 因其速度优势仍在特定场景下发挥关键作用^[65]。在更宏观的层面,融合了机器学习、自然语言处理与高级图像分析的 AI 技术, 正为远程会诊、在线问诊和智能分诊等服务提供支撑, 系统性地提升医疗服务可及性^[66-67]。这一潜力对医疗资源匮乏的低收入和中等收入国家尤为重要^[68]。在这些地区, AI 驱动的临床工具不仅能通过数据驱动的方法辅助并规范临床决策, 更有望在一定程度上弥补专业卫生人员的短缺, 从而成为提升医疗服务可及性与质量的关键途径^[69]。然而, 实现这一愿景面临根本性挑战: 当前主流 AI 技术高度依赖大规模、高质量且持续更新的数据集, 而这恰恰是许多资源不足地区所稀缺的^[70]。因此, 尽管相关应用报告日益增多, 但 AI 能否切实改善这些地区医疗服务, 其证据基础仍有待系统性评估, 这是未来研究与推广必须优先解决的问题。

1.7 重塑公共卫生: 从监测到干预 AI 的变革性潜力正深度延伸到公共卫生与健康管理领域, 特别是在理解、预测与干预传染病流行规律方面展现出巨大价值。相较于传统流行病学依赖的数学与统计学模型, AI 凭借其强大的数据处理与复杂模式识别能力, 为应对全球性健康挑战提供了更为动态、精准与多维度的解决方案^[71]。

在宏观的疾病监测与预测层面, AI 能够整合并分析海量异构数据, 以实现了对传染病的早期预警和传播趋势的精准预测。例如, 图神经网络凭借其表征复杂关系网络的独特优势, 已被证明能够准确预测特定区域的新型冠状病毒感染病例数和流感样疾病的发生情况^[72-73]。通过整合废水监测、人口普查、数字症候群监测、可穿戴设备生理传感器数据(如心率、睡眠模式)以及数字化接触网络信息, AI 能够构建一个综合性的多源监测系统^[74]。这种系统不仅能提升新发疫情的发现能力, 还能实时追踪病毒传播路径, 甚至从个体生理活动模式的改变中识别出新型冠状病毒感染长期后遗症的早期信号^[75]。此外, 面对全球气候变化加剧导致的登革热、霍乱等气候敏感型传染病传播风险增大的严峻挑战^[76], AI 提供了关键分析工具。通过将过去、现在及未来的气候数据高效融入流行病学模型, AI 能显著增强对疾病动态的理解及流行轨迹预测的可靠性。值得注意的是, AI 自身也在推动气候建模技术的进步, 其与物理模型的结合有望产出更精准

的气候模型, 从而更精确地评估气候变化如何通过影响宿主分布、病媒行为及人类接触模式来驱动传染病传播^[77]。

尽管在公共卫生领域, 高质量数据的获取仍构成挑战^[78], 但迁移学习、自监督学习等新型 AI 方法的出现, 正逐步提升模型在有限数据条件下的性能, 预示着 AI 将在未来推动更具针对性、公平性与鲁棒性的全球公共卫生干预措施中扮演愈发关键的角色^[79]。

2 AI 在医学应用中的挑战与治理

尽管 AI 在生物医学领域展现出革命性潜力, 但其向临床实践的转化仍面临数据、技术、伦理与监管等多维挑战, 其中更潜藏着直接影响患者安全、医疗质量的临床风险。这要求必须在推动技术创新的同时, 构建健全的治理框架, 同步探索风险规避策略。

2.1 AI 临床转化过程中数据与技术瓶颈 首先, AI 应用于临床实践的基础性瓶颈主要源于数据层面的挑战。AI 模型的性能高度依赖于大规模、高质量且标注精准的训练数据, 然而此类数据的获取与标注成本极为高昂。医疗数据作为敏感的个人信息, 其处理需严格遵循《通用数据保护条例》(General Data Protection Regulation, GDPR)、《义务型可携带式健康保险法案》(Health Insurance Portability and Accountability Act, HIPAA) 等数据隐私与安全法规, 这显著提高了数据共享与模型开发的合规门槛。此外, 数据偏差对模型的影响也不容忽视: 若训练数据代表性不足, 模型可能内化并固化既有的社会偏见。多种主流 LLM 会依据患者的种族、收入或性取向等社会标签, 系统性地输出缺乏医学依据的差异化诊疗建议, 具体表现为: 更频繁地向高收入群体推荐先进检查, 或过度建议非洲裔及性少数群体接受精神评估。这种算法偏见已成为加剧健康不平等的潜在推手^[80]。

其次, 在 AI 模型临床应用的技术实现层面, AI 模型仍存在明显短板。许多高性能模型的决策过程具有“黑箱”特性, 即使是具备专业临床知识的医师也难以理解其推荐逻辑, 这不仅阻碍了临床信任的建立, 也凸显了对可解释性 AI 进行深入研究的重要性。另一个关键挑战在于模型泛化能力不足, 在单一机构数据上训练的高性能模型迁移至其他机构时可能出现性能显著下降。此外, 如何将 AI

工具无缝整合进现有临床工作流程,使其成为医师的得力助手而非额外负担,也是当前工程学与人机交互领域亟待解决的重要问题。

2.2 临床风险:从安全隐患到伦理冲突 数据与技术瓶颈最终将转化为具体临床风险,威胁医疗安全与伦理底线。其中,模型的偏见、泛化能力不足及“黑箱”决策等缺陷,可直接引发误诊、漏诊或治疗建议不当,尤其在重症监护、罕见病诊断等高危场景下,极易导致医疗差错与患者安全事件的发生。此外,当AI辅助决策导致不良后果时,由于现有法律框架在责任认定上的模糊性,导致医师、医院与开发者之间的责任归属悬而未决,容易出现责任推诿或维权困境。此外,数据偏差引发的差异化诊疗违背医疗公平性原则,可能加剧不同群体间的健康鸿沟。现有审批路径对AI医疗器械(尤其是具备持续学习能力的模型)的评估标准与生命周期管理要求尚未明确,可能导致部分AI工具在未经充分验证安全性的情况下进入临床从而埋下应用隐患。

2.3 治理与规避:构建多方协同的治理体系 为应对上述挑战与风险,笔者认为须从技术、监管与生态系统3个层面协同发力,构建覆盖全链条的治理体系。

2.3.1 优化技术路径,从源头规避风险 先进的技术是保障AI模型安全、有效的关键,为从源头系统化规避AI模型的风险,应构建一个涵盖数据、模型、应用与安全的全链条技术保障体系:(1)通过推进多模态数据融合与建设高质量数据集,从源头上确保训练数据的代表性与公平性,规避因数据偏差导致的模型决策风险。(2)加大可解释性AI的研发与应用力度,使模型的决策逻辑变得透明、可追溯,从而增强临床医师的信任度,便于监管和审计。(3)布控隐私计算技术,在确保数据隐私与合规的前提下,打破数据孤岛,实现安全的数据协作与价值流通。(4)注重人机交互设计,确保系统易于理解、操作简便,从而降低临床操作中的误用风险,并将医师从烦琐事务中解放出来,聚焦于核心决策。

2.3.2 健全监管框架,明确责任边界 清晰的法律责任界定是AI临床应用的基石。为破解AI医疗的责任困境,国际社会和各国监管机构已展开积极探索。WHO在2023年发布的《健康领域人工智能监管考量》^[81]中强调,需清晰界定开发者、供应商、

医疗机构及临床使用者等各方的法律责任边界,避免发生损害事件时出现责任“真空”;欧盟《人工智能法案》^[82]草案通过引入“因果关系推定”和“证据披露”原则,缓解因模型“黑箱”导致的举证难题;我国《生成式人工智能服务管理暂行办法》^[83]则明确,AI服务归责重点应为AI平台、医院部署方等服务提供方。未来应进一步建立动态的生命周期监管模式,将明确的责任边界贯穿于AI医疗器械的整个生命周期,确保其持续学习与迭代过程中的安全与合规。

2.3.3 构建健康生态,夯实风险防控基础 AI医疗的稳健发展有赖于健康可持续的生态系统作为支撑,该系统的构建需着眼于以下几个方面:(1)建立标准化的数据格式与具备互操作性的信息系统,从源头保障数据质量与合规流通;(2)改革医学教育体系,培养兼具医学专业能力与AI素养的复合型人才,提升临床人员对AI工具的驾驭与风险甄别能力;(3)制定以伦理为导向的行业规范,将公平性、安全性、隐私保护等核心价值内嵌于AI产品研发的全流程;(4)鼓励医疗机构、科研机构、企业与监管部门合力,建立AI临床应用的实时监测与不良事件上报机制,实现风险的全周期管理与早期干预。

3 融合与跨越:AI引领临床医学新范式

AI正作为一种颠覆性力量,重塑着21世纪医学的理论边界与实践范式。从加速基因组的精准解码与创新药物的靶点发现,到提升影像诊断的精度与手术操作的稳定性,再到优化公共卫生策略的制定,AI已全方位地渗透并赋能于从基础科研到临床应用的完整价值链,其意义远超单纯的技术迭代,更是一场关乎人类健康福祉的深刻变革。

展望未来,AI在医疗领域的演进将沿3条轴纵深发展,共同勾勒出新范式的清晰轮廓:(1)在模型架构上,将从追求通用能力的大模型向深耕场景的专科智能体演进。未来的AI将不再是“博而不精”的通才,而是通过在特定临床领域(如心脏病学、肿瘤放疗)的海量专业数据与知识图谱上进行深度微调,形成与工作流无缝嵌合的“专科专家”。其价值不仅在于超越人类的诊断精度,更在于其决策逻辑与专业知识的深度“对齐”,从而破解可解释性难题,赢得临床医师和患者的深度信任。这既是技术落地的关键,也是人机协同的基

石。(2)在能力范畴上,将从局限于信息处理的认知智能迈向能够实时感知、理解并操作的具身智能。AI将突破虚拟世界的界限,通过与传感器、执行器的融合获得在真实世界中“动手”的能力。这将为手术机器人注入亚毫米级的自主操作精度与实时力反馈调整能力;为智能假肢提供更自然的神经接口反馈,使其能“感受”并适应环境;让康复设备能够根据患者细微的生理肌肉电信号动态调整训练方案。至此,AI将完成从“分析顾问”到“临床执行者”的角色跃迁,但其从“演示可行”到“临床应用”的最后一公里,仍有赖于法规与伦理的同步构建。(3)在系统协同上,将完成从单一患者的个体智能到群体智能的升级。AI的应用将突破服务于单一患者的局限,通过整合区域乃至全球范围内的多源健康数据,形成优化整个医疗系统运行效率的群体智能。这不仅意味着能够更精准地预测区域性疾病的流行趋势、动态调配急救与医疗资源以应对突发公共卫生事件,还能在医院内部实现对病床周转、手术室排程乃至药品供应链的实时智能管理。这种系统层面的优化,将是解决医疗资源分配不均、提升整个卫生系统韧性与公平性的关键。最终,这些路径交汇而成的不仅是一个更精准、高效的医疗未来,更是一个在深度信任、广域协同和系统公平基础上,真正得以实现的人性化医疗新生态。这不仅是工具的革命,更是一场深刻的价值重构。

4 小结

本文梳理了AI在基因组解码、药物智能设计、影像病理分析、外科手术赋能及公共卫生监测等领域的突破性进展,充分展现了其提升医疗精准度、效率和可及性的巨大潜力。数据偏差与质量瓶颈、模型“黑箱”导致的信任缺失、泛化能力不足以及由此引发的临床安全与伦理冲突,共同构成了AI临床转化道路上的主要障碍。面对这些挑战,本文论证了构建一个涵盖技术防控、监管协同与生态培育的治理体系的必要性 with 具体路径。专科化、具身化与系统化三大演进路径勾勒出AI医疗的美好蓝图。但必须清醒地认识到,技术的最终归宿并非替代人类,而是深度融合与协同进化,未来的医疗生态将是人类医师的临床智慧、人文关怀与AI系统的超强算力、精准洞察力的有机结合。唯有坚持“以患者为中心”的核心理念,在推动技术创新的同时,持续构建稳健的治理框架与健康的行业生

态,才能成功驾驭这场变革,将AI的巨大潜能转化为普适、公平、可信赖的临床现实,最终迈向一个更加精准、高效且充满人文关怀的医疗新纪元。

[参考文献]

- [1] MCCARTHY J, MINSKY M L, 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. DOI: 10.1609/aimag.v27i4.1904.
- [2] SIMON H A. Computers—non-numerical computation [J]. *Proc Natl Acad Sci U S A*, 1980, 77(11): 6264-6268. DOI: 10.1073/pnas.77.11.6264.
- [3] YU K H, BEAM A L, KOHANE I S. Artificial intelligence in healthcare [J]. *Nat Biomed Eng*, 2018, 2(10): 719-731. DOI: 10.1038/s41551-018-0305-z.
- [4] JIAO W, ATWAL G, POLAK P, et al. A deep learning system accurately classifies primary and metastatic cancers using passenger mutation patterns [J]. *Nat Commun*, 2020, 11(1): 728. DOI: 10.1038/s41467-019-13825-8.
- [5] SUN Y, ZHU S, MA K, et al. Identification of 12 cancer types through genome deep learning [J]. *Sci Rep*, 2019, 9(1): 17256. DOI: 10.1038/s41598-019-53989-3.
- [6] FUDENBERG G, KELLEY D R, POLLARD K S. Predicting 3D genome folding from DNA sequence with Akita [J]. *Nat Methods*, 2020, 17(11): 1111-1117. DOI: 10.1038/s41592-020-0958-x.
- [7] CHAMPION M, BRENNAN K, CROONENBORGH S T, et al. Module analysis captures pancancer genetically and epigenetically deregulated cancer driver genes for smoking and antiviral response [J]. *EBioMedicine*, 2018, 27: 156-166. DOI: 10.1016/j.ebiom.2017.11.028.
- [8] CAPPER D, JONES D T W, SILL M, et al. DNA methylation-based classification of central nervous system tumours [J]. *Nature*, 2018, 555(7697): 469-474. DOI: 10.1038/nature26000.
- [9] COHEN J D, LI L, WANG Y, et al. Detection and localization of surgically resectable cancers with a multi-analyte blood test [J]. *Science*, 2018, 359(6378): 926-930. DOI: 10.1126/science.aar3247.
- [10] CHABON J J, HAMILTON E G, KURTZ D M, et al. Integrating genomic features for non-invasive early lung cancer detection [J]. *Nature*, 2020, 580(7802): 245-251. DOI: 10.1038/s41586-020-2140-0.
- [11] YANG Y, YANG J, SHEN L, et al. A multi-omics-based serial deep learning approach to predict clinical outcomes of single-agent anti-PD-1/PD-L1 immunotherapy in advanced stage non-small-cell lung cancer [J]. *Am J Transl Res*, 2021, 13(2): 743-756.
- [12] MUTI H S, HEIJ L R, KELLER G, et al. Development and validation of deep learning classifiers to detect Epstein-Barr virus and microsatellite instability status in gastric cancer: a retrospective multicentre cohort study [J].

- Lancet Digit Health, 2021, 3(10): e654-e664. DOI: 10.1016/S2589-7500(21)00133-3.
- [13] KATHER J N, PEARSON A T, HALAMA N, et al. Deep learning can predict microsatellite instability directly from histology in gastrointestinal cancer[J]. *Nat Med*, 2019, 25(7): 1054-1056. DOI: 10.1038/s41591-019-0462-y.
- [14] COSTELLO J C, HEISER L M, GEORGII E, et al. A community effort to assess and improve drug sensitivity prediction algorithms[J]. *Nat Biotechnol*, 2014, 32(12): 1202-1212. DOI: 10.1038/nbt.2877.
- [15] ZHANG Y, CHEN H, MO H, et al. Single-cell analyses reveal key immune cell subsets associated with response to PD-L1 blockade in triple-negative breast cancer[J]. *Cancer Cell*, 2021, 39(12): 1578-1593.e8. DOI: 10.1016/j.ccell.2021.09.010.
- [16] RAKE B, GULBRANDSEN M, MCKELVEY M, et al. Rethinking medical innovation: organizing R&D, responding to crisis, delivering health services[J]. *Innovation*, 2025, 27(1): 1-20. DOI: 10.1080/14479338.2024.2446894.
- [17] WOUTERS O J, MCKEE M, LUYTEN J. Estimated research and development investment needed to bring a new medicine to market, 2009-2018[J]. *JAMA*, 2020, 323(9): 844-853. DOI: 10.1001/jama.2020.1166.
- [18] PETERSON A A, LIU D R. Small-molecule discovery through DNA-encoded libraries[J]. *Nat Rev Drug Discov*, 2023, 22(9): 699-722. DOI: 10.1038/s41573-023-00713-6.
- [19] HOU R, XIE C, GUI Y, et al. Machine-learning-based data analysis method for cell-based selection of DNA-encoded libraries[J]. *ACS Omega*, 2023, 8(21): 19057-19071.
- [20] VAN DE SANDE B, LEE J S, MUTASA-GOTTGENS E, et al. Applications of single-cell RNA sequencing in drug discovery and development[J]. *Nat Rev Drug Discov*, 2023, 22(6): 496-520. DOI: 10.1038/s41573-023-00688-4.
- [21] REHMAN A U, LI M, WU B, et al. Role of artificial intelligence in revolutionizing drug discovery[J]. *Fundam Res*, 2024, 5(3): 1273-1287. DOI: 10.1016/j.fmre.2024.04.021.
- [22] DESAI D, KANTLIWALA S V, VYBHAVI J, et al. Review of AlphaFold 3: transformative advances in drug design and therapeutics[J]. *Cureus*, 2024, 16(7): e63646. DOI: 10.7759/cureus.63646.
- [23] REN F, DING X, ZHENG M, et al. AlphaFold accelerates artificial intelligence powered drug discovery: efficient discovery of a novel CDK20 small molecule inhibitor[J]. *Chem Sci*, 2023, 14(6): 1443-1452.
- [24] JUMPER J, EVANS R, PRITZEL A, et al. Highly accurate protein structure prediction with AlphaFold[J]. *Nature*, 2021, 596(7873): 583-589. DOI: 10.1038/s41586-021-03819-2.
- [25] STOKES J M, YANG K, SWANSON K, et al. A deep learning approach to antibiotic discovery[J]. *Cell*, 2020, 180(4): 688-702.e13. DOI: 10.1016/j.cell.2020.01.021.
- [26] WONG F, ZHENG E J, VALERI J A, et al. Discovery of a structural class of antibiotics with explainable deep learning[J]. *Nature*, 2024, 626(7997): 177-185. DOI: 10.1038/s41586-023-06887-8.
- [27] SWANSON K, LIU G, CATA CUTAN D B, et al. Generative AI for designing and validating easily synthesizable and structurally novel antibiotics[J]. *Nat Mach Intell*, 2024, 6(3): 338-353. DOI: 10.1038/s42256-024-00809-7.
- [28] ZHENG E J, VALERI J A, ANDREWS I W, et al. Discovery of antibiotics that selectively kill metabolically dormant bacteria[J]. *Cell Chem Biol*, 2024, 31(4): 712-728.e9. DOI: 10.1016/j.chembiol.2023.10.026.
- [29] NAM J G, HWANG E J, KIM J, et al. AI improves nodule detection on chest radiographs in a health screening population: a randomized controlled trial[J]. *Radiology*, 2023, 307(2): e221894. DOI: 10.1148/radiol.221894.
- [30] MCKINNEY S M, SIENIEK M, GODBOLE V, et al. International evaluation of an AI system for breast cancer screening[J]. *Nature*, 2020, 577(7788): 89-94. DOI: 10.1038/s41586-019-1799-6.
- [31] LOTTER W, DIAB A R, HASLAM B, et al. Robust breast cancer detection in mammography and digital breast tomosynthesis using an annotation-efficient deep learning approach[J]. *Nat Med*, 2021, 27(2): 244-249. DOI: 10.1038/s41591-020-01174-9.
- [32] YOU S, SUN Y, YANG L, et al. Real-time intraoperative diagnosis by deep neural network driven multiphoton virtual histology[J]. *NPJ Precis Oncol*, 2019, 3: 33. DOI: 10.1038/s41698-019-0104-3.
- [33] Canadian Agency for Drugs and Technologies in Health. The Paige Prostate Suite: assistive artificial intelligence for prostate cancer diagnosis: emerging health technologies[R]. Ottawa (ON): Canadian Agency for Drugs and Technologies in Health, 2024-09[2025-10-01]. <https://www.cadth.ca/paige-prostate-suite-assistive-artificial-intelligence-prostate-cancer-diagnosis>.
- [34] RACITI P, SUE J, CEBALLOS R, et al. Novel artificial intelligence system increases the detection of prostate cancer in whole slide images of core needle biopsies[J]. *Mod Pathol*, 2020, 33(10): 2058-2066. DOI: 10.1038/s41379-020-0551-y.
- [35] DA SILVA L M, PEREIRA E M, SALLES P G, et al. Independent real-world application of a clinical-grade automated prostate cancer detection system[J]. *J Pathol*, 2021, 254(2): 147-158. DOI: 10.1002/path.5662.
- [36] BENARY M, WANG X D, SCHMIDT M, et al. Leveraging large language models for decision support in personalized oncology[J]. *JAMA Netw Open*, 2023, 6(11): e2343689. DOI: 10.1001/

- jamanetworkopen.2023.43689.
- [37] SCHULTE B. Capacity of ChatGPT to identify guideline-based treatments for advanced solid tumors[J]. *Cureus*, 2023, 15(4): e37938. DOI: 10.7759/cureus.37938.
- [38] ARNDT B G, BEASLEY J W, WATKINSON M D, et al. Tethered to the EHR: primary care physician workload assessment using EHR event log data and time-motion observations[J]. *Ann Fam Med*, 2017, 15(5): 419-426. DOI: 10.1370/afm.2121.
- [39] DeepScribe—AI-powered medical scribe[EB/OL]. (2024-02-21)[2025-10-01]. <https://www.deepscribe.ai/>.
- [40] Nuance Communications. Ambient clinical intelligence|automatically document care[EB/OL]. (2024-02-21)[2025-10-01]. <https://www.nuance.com/healthcare/ambient-clinical-intelligence.html>.
- [41] CHUANG Y N, TANG R, JIANG X, et al. SPeC: a soft prompt-based calibration on performance variability of large language model in clinical notes summarization[J]. *J Biomed Inform*, 2024, 151: 104606. DOI: 10.1016/j.jbi.2024.104606.
- [42] WEEKS J C, CATALANO P J, CRONIN A, et al. Patients' expectations about effects of chemotherapy for advanced cancer[J]. *N Engl J Med*, 2012, 367(17): 1616-1625. DOI: 10.1056/NEJMoal204410.
- [43] JOHNSON S B, KING A J, WARNER E L, et al. Using ChatGPT to evaluate cancer myths and misconceptions: artificial intelligence and cancer information[J]. *JNCI Cancer Spectr*, 2023, 7(2): pkad015. DOI: 10.1093/jncics/pkad015.
- [44] NEPOGODIEV D, ABBOTT T E, ADEMUYIWA A O, et al. Projecting COVID-19 disruption to elective surgery[J]. *Lancet*, 2022, 399(10321): 233-234. DOI: 10.1016/s0140-6736(21)02836-1.
- [45] WEISER T G, HAYNES A B, MOLINA G, et al. Estimate of the global volume of surgery in 2012: an assessment supporting improved health outcomes[J]. *Lancet*, 2015, 385(Suppl 2): S11. DOI: 10.1016/S0140-6736(15)60806-6.
- [46] ALKIRE B C, RAYKAR N P, SHRIME M G, et al. Global access to surgical care: a modelling study[J]. *Lancet Glob Health*, 2015, 3(6): e316-e323. DOI: 10.1016/S2214-109X(15)70115-4.
- [47] GRÖNROOS-KORHONEN M T, KOSKENVUO L E, MENTULA P J, et al. Failure to rescue after reoperation for major complications of elective and emergency colorectal surgery: a population-based multicenter cohort study[J]. *Surgery*, 2022, 172(4): 1076-1084. DOI: 10.1016/j.surg.2022.04.052.
- [48] GlobalSurg Collaborative. Mortality of emergency abdominal surgery in high-, middle- and low-income countries[J]. *Br J Surg*, 2016, 103(8): 971-988. DOI: 10.1002/bjs.10151.
- [49] KNIGHT S R, SHAW C A, PIUS R, et al. Global variation in postoperative mortality and complications after cancer surgery: a multicentre, prospective cohort study in 82 countries[J]. *Lancet*, 2021, 397(10272): 387-397. DOI: 10.1016/s0140-6736(21)00001-5.
- [50] GlobalSurg Collaborative. Surgical site infection after gastrointestinal surgery in high-income, middle-income, and low-income countries: a prospective, international, multicentre cohort study[J]. *Lancet Infect Dis*, 2018, 18(5): 516-525. DOI: 10.1016/S1473-3099(18)30101-4.
- [51] DUNDAR T T, YURTSEVER I, PEHLIVANOGLU M K, et al. Machine learning-based surgical planning for neurosurgery: artificial intelligent approaches to the cranium[J]. *Front Surg*, 2022, 9: 863633. DOI: 10.3389/fsurg.2022.863633.
- [52] SADEGHI A H, MAAT A P W M, TAVERNE Y J H J, et al. Virtual reality and artificial intelligence for 3-dimensional planning of lung segmentectomies[J]. *JTCVS Tech*, 2021, 7: 309-321. DOI: 10.1016/j.xjtc.2021.03.016.
- [53] MAURER L R, CHETLUR P, ZHUO D, et al. Validation of the AI-based predictive OpTimal trees in emergency surgery risk (POTTER) calculator in patients 65 years and older[J]. *Ann Surg*, 2023, 277(1): e8-e15. DOI: 10.1097/SLA.0000000000004714.
- [54] EL HECHI M W, MAURER L R, LEVINE J, et al. Validation of the artificial intelligence-based predictive optimal trees in emergency surgery risk (POTTER) calculator in emergency general surgery and emergency laparotomy patients[J]. *J Am Coll Surg*, 2021, 232(6): 912-919.e1. DOI: 10.1016/j.jamcollsurg.2021.02.009.
- [55] BERTSIMAS D, DUNN J, VELMAHOS G C, et al. Surgical risk is not linear: derivation and validation of a novel, user-friendly, and machine-learning-based predictive OpTimal trees in emergency surgery risk (POTTER) calculator[J]. *Ann Surg*, 2018, 268(4): 574-583. DOI: 10.1097/SLA.0000000000002956.
- [56] EL MOHEB M, GEBRAN A, MAURER L R, et al. Artificial intelligence versus surgeon gestalt in predicting risk of emergency general surgery[J]. *J Trauma Acute Care Surg*, 2023, 95(4): 565-572. DOI: 10.1097/TA.0000000000004030.
- [57] VAN DER VEN W H, VELO D P, WIJNBERGE M, et al. One of the first validations of an artificial intelligence algorithm for clinical use: the impact on intraoperative hypotension prediction and clinical decision-making[J]. *Surgery*, 2021, 169(6): 1300-1303. DOI: 10.1016/j.surg.2020.09.041.
- [58] HATIB F, JIAN Z, BUDDI S, et al. Machine-learning algorithm to predict hypotension based on high-fidelity arterial pressure waveform analysis[J]. *Anesthesiology*, 2018, 129(4): 663-674. DOI: 10.1097/ALN.0000000000002300.
- [59] SCHNECK E, SCHULTE D, HABIG L, et al. Hypotension prediction index based protocolized haemodynamic management reduces the incidence and duration of intraoperative hypotension in primary total hip arthroplasty: a single centre feasibility randomised blinded prospective interventional trial[J]. *J Clin Monit*

- Comput, 2020, 34(6): 1149-1158. DOI: 10.1007/s10877-019-00433-6.
- [60] WIJNBERGE M, GEERTS B F, HOL L, et al. Effect of a machine learning-derived early warning system for intraoperative hypotension vs standard care on depth and duration of intraoperative hypotension during elective noncardiac surgery: the HYPE randomized clinical trial[J]. JAMA, 2020, 323(11): 1052-1060. DOI: 10.1001/jama.2020.0592.
- [61] FARRUGIA G. A transformative future for health care: on the first year of Mayo Clinic Proceedings: Digital Health[J]. Mayo Clin Proc Digit Health, 2024, 2(1): 129-130. DOI: 10.1016/j.mcpdig.2024.02.002.
- [62] MARCUS H J, RAMIREZ P T, KHAN D Z, et al. The IDEAL framework for surgical robotics: development, comparative evaluation and long-term monitoring[J]. Nat Med, 2024, 30(1): 61-75. DOI: 10.1038/s41591-023-02732-7.
- [63] KIYASSEH D, LACA J, HAQUE T F, et al. A multi-institutional study using artificial intelligence to provide reliable and fair feedback to surgeons[J]. Commun Med, 2023, 3(1): 42. DOI: 10.1038/s43856-023-00263-3.
- [64] LUNDBERG S M, NAIR B, VAVILALA M S, et al. Explainable machine-learning predictions for the prevention of hypoxaemia during surgery[J]. Nat Biomed Eng, 2018, 2(10): 749-760. DOI: 10.1038/s41551-018-0304-0.
- [65] GARZON-CHAVEZ D, ROMERO-ALVAREZ D, BONIFAZ M, et al. Adapting for the COVID-19 pandemic in Ecuador, a characterization of hospital strategies and patients[J]. PLoS One, 2021, 16(5): e0251295. DOI: 10.1371/journal.pone.0251295.
- [66] TOPOL E. The creative destruction of medicine: how the digital revolution will create better health care[M]. New York: Basic Books, 2012.
- [67] GOLDHAHN J, RAMPTON V, SPINAS G A. Could artificial intelligence make doctors obsolete[J]. BMJ, 2018, 363: k4563. DOI: 10.1136/bmj.k4563.
- [68] REDDY C L, MITRA S, MEARA J G, et al. Artificial intelligence and its role in surgical care in low-income and middle-income countries[J]. Lancet Digit Health, 2019, 1(8): e384-e386. DOI: 10.1016/S2589-7500(19)30200-6.
- [69] FRENK J, CHEN L, BHUTTA Z A, et al. Health professionals for a new century: transforming education to strengthen health systems in an interdependent world[J]. Lancet, 2010, 376(9756): 1923-1958. DOI: 10.1016/S0140-6736(10)61854-5.
- [70] LEE J, LYNCH C A, HASHIGUCHI L O, et al. Interventions to improve district-level routine health data in low-income and middle-income countries: a systematic review[J]. BMJ Glob Health, 2021, 6(6): e004223. DOI: 10.1136/bmjgh-2020-004223.
- [71] ANDERSON R M, MAY R M. Population biology of infectious diseases: part I [J]. Nature, 1979, 280(5721): 361-367. DOI: 10.1038/280361a0.
- [72] PANAGOPOULOS G, NIKOLENTZOS G, VAZIRGIANNIS M. Transfer graph neural networks for pandemic forecasting[J]. Proc AAAI Conf Artif Intell, 2021, 35(6): 4838-4845. DOI: 10.1609/aaai.v35i6.16616.
- [73] DENG S, WANG S, RANGWALA H, et al. Cola-GNN: cross-location attention based graph neural networks for long-term ILI prediction[C]//Proceedings of the 29th ACM International Conference on Information & Knowledge Management. Virtual Event Ireland. ACM, 2020: 245-254. DOI: 10.1145/3340531.3411975.
- [74] PAGE B, TOPOL E J. Digitising the outbreak[J]. Lancet, 2023, 402(10418): 2186. DOI: 10.1016/S0140-6736(23)02701-0.
- [75] RADIN J M, QUER G, PANDIT J A, et al. Sensor-based surveillance for digitising real-time COVID-19 tracking in the USA (DETECT): a multivariable, population-based, modelling study[J]. Lancet Digit Health, 2022, 4(11): e777-e786. DOI: 10.1016/S2589-7500(22)00156-X.
- [76] BAKER R E, MAHMUD A S, MILLER I F, et al. Infectious disease in an era of global change[J]. Nat Rev Microbiol, 2022, 20(4): 193-205. DOI: 10.1038/s41579-021-00639-z.
- [77] LAM R, SANCHEZ-GONZALEZ A, WILLSON M, et al. Learning skillful medium-range global weather forecasting[J]. Science, 2023, 382(6677): 1416-1421. DOI: 10.1126/science.adi2336.
- [78] KRIEGER N, WATERMAN P D, CHEN J T, et al. Missing again: US racial and ethnic data for COVID-19 vaccination[J]. Lancet, 2021, 397(10281): 1259-1260. DOI: 10.1016/S0140-6736(21)00465-7.
- [79] WIENS J, SHENOY E S. Machine learning for healthcare: on the verge of a major shift in healthcare epidemiology[J]. Clin Infect Dis, 2018, 66(1): 149-153. DOI: 10.1093/cid/cix731.
- [80] ACOSTA J N, FALCONE G J, RAJPURKAR P, et al. Multimodal biomedical AI[J]. Nat Med, 2022, 28(9): 1773-1784. DOI: 10.1038/s41591-022-01981-2.
- [81] World Health Organization. Regulatory considerations on artificial intelligence for health[EB/OL]. (2023-10-18) [2025-10-01]. <https://www.who.int/publications/item/9789240082437>.
- [82] European Parliament and Council of the European Union. Artificial intelligence act[EB/OL]. (2024-07-12) [2025-10-01]. <https://eur-lex.europa.eu/eli/reg/2024/1689/oj>.
- [83] 国家互联网信息办公室, 中华人民共和国国家发展和改革委员会, 中华人民共和国教育部, 等. 生成式人工智能服务管理暂行办法[EB/OL]. (2023-07-10) [2025-10-01]. https://www.cac.gov.cn/2023-07/13/c_1690898327029107.htm.