

• 专家述评 •

人工智能在检验医学医疗决策系统中的应用*

游民黎¹, 曹超羽¹, 府伟灵^{2△}, 姚春艳^{3▲}

1. 西安交通大学生命科学与技术学院/生物医学信息工程教育部重点实验室/仿生工程与生物力学研究所, 陕西西安 710049; 2. 陆军军医大学第一附属医院检验科, 重庆 400038;
3. 陆军军医大学第一附属医院输血科, 重庆 400038

摘要: 基于人工智能的医疗决策系统能够显著加快医疗决策过程并提升其准确性, 然而, 该系统在个性化医疗和医疗数据采集方面仍面临挑战。文章从基于人工智能的检验组学和多维度数据采集两方面入手, 探讨了解决这些问题的可能途径, 并总结了利用检验组学和多维度数据采集推动智能医疗决策系统发展的成果, 以及存在的瓶颈问题。此外, 文章还分析了人工智能在医学教育中的应用前景及其对提升整体医疗决策水平的潜在作用。

关键词: 检验医学; 医疗决策系统; 人工智能; 检验组学; 医疗数据; 医学教育

DOI: 10.3969/j.issn.1673-4130.2025.01.001 **中图法分类号:** R446.1

文章编号: 1673-4130(2025)01-0001-06 **文献标志码:** A

**Application of artificial intelligence-based medical decision-making
systems in laboratory medicine***

YOU Minli¹, CAO Chaoyu¹, FU Weiling^{2△}, YAO Chunyan^{3▲}

1. School of Life Science and Technology, Xi'an Jiaotong University, the Key Laboratory of Biomedical Information Engineering of Ministry of Education/Bioinspired Engineering and Biomechanics Center, Xi'an, Shaanxi 710049, China; 2. Department of Laboratory Medicine, Southwest Hospital, Army Medical University, Chongqing 400038, China;
3. Department of Blood Transfusion, Southwest Hospital, Army Medical University, Chongqing 400038, China

Abstract: Artificial intelligence-based medical decision-making systems can significantly accelerate decision processes and enhance accuracy. However, challenges persist in achieving personalized care and in the comprehensive collection of medical data. This paper explores potential solutions to these issues by examining AI applications in diagnostic omics and multi-dimensional data acquisition, providing an overview of current progress and limitations in developing intelligent medical decision systems through these approaches. Additionally, the paper also discusses the broad potential for artificial intelligence applications in medical education and their possible contributions to advancing overall decision-making standards in healthcare.

* **基金项目:** 国家自然科学基金面上项目(82470235)。

专家简介: 游民黎, 生物医学工程博士, 西安交通大学生命科学与技术学院副教授, 硕士生导师, 王宽诚青年学者, 国家医学攻关产教融合创新平台智慧诊断技术与设备中心主任; 长期致力于基于微流控芯片的超快速核酸扩增技术与数字化即时诊断的研发; 获中国生物医学工程学会“优秀博士论文提名奖”(2020 年), “陕西高等学校科学技术一等奖”, 入选“全球前 2% 顶尖科学家”榜单(2022、2023 年); 主持国家级/省部级项目 5 项, 参与国家重大科学仪器设备开发专项等重大项目 10 余项, 重大横向课题 2 项, 申请国家发明专利 8 项, 授权 6 项, 转化 2 项, 相关成果已获批医疗器械证 4 项; 近年来以第一作者或通信作者在《ACS Nano》《Lab on a Chip》《Biosensors & Bioelectronics》《Trends in Biotechnology》等国际刊物上发表论文 30 余篇, 其中 IF>10 的有 10 篇, ESI 高被引论文 6 篇, 总被引 3 100 余次, H 指数 24。

专家简介: 姚春艳, 医学博士, 教授, 博士研究生导师, 陆军军医大学第一附属医院输血科主任; 国家重点研发计划首席科学家, 重庆英才·创新创业领军人才; 主要从事单分子诊断及血液治疗研究, 承担国家重点研发计划 1 项, “863”计划子课题 1 项, 国家自然科学基金项目 5 项; 获国家科技进步奖二等奖、军队优秀博士学位论文奖、全国优秀博士学位论文提名奖、中国研究型医院学会杰出中青年人才奖等科研奖项; 担任中国医师协会输血科医师分会常务委员、中国研究型医院学会检验医学专业委员会常务委员、重庆市医师协会输血科医师分会会长; 在《Molecular Cell》《Biosensors and Bioelectronics》等国际刊物上发表论文 40 余篇。

▲ **通信作者,** E-mail: yaochunyan@tmmu.edu.cn. △ **共同通信作者,** E-mail: fuweiling@tmmu.edu.cn.

网络首发 [http://kns.cnki.net/kcms/detail/50.1176.R.20241216.1632.002.html\(2024-12-17\)](http://kns.cnki.net/kcms/detail/50.1176.R.20241216.1632.002.html(2024-12-17))

Key words: laboratory medicine; medical decision-making systems; artificial intelligence; clinical labomics; medical data; medical education



游民黎



姚春艳

随着经济的增长、科学技术的进步及我国人均寿命的延长,公众对健康的需求日益多元化。高效、精准、个性化的医疗方法已成为未来医疗发展的主流趋势。个性化医疗的核心在于根据患者的具体情况,快速而准确地提供医疗决策。然而,我国医疗资源紧张和临床医生负担过重的问题依然突出。同时,临床数据和各类组学数据呈爆炸性增长,传统的人工诊断和决策方法已难以全面、快速地分析和整合这些信息,导致平均误诊率高达 30%^[1-3]。在此背景下,借助人工智能技术的医疗决策系统能够高效处理复杂数据,提供精准的疾病诊断、治疗方案选择和预后预测,帮助医生做出更优决策,从而改善患者治疗效果^[4]。

目前,基于人工智能的医疗决策系统已在影像识别和基因组分析等领域取得显著进展^[5-8]。然而,其应用仍面临诸多挑战。首先,个性化医疗的实施仍较为困难。由于患者间的个体差异,临床表现存在显著差异,因此,根据个体信息实现精准医疗尤为重要。其次,医疗数据的多模态采集存在障碍,限制了诊断模型的发展。不仅医疗数据记录在不同地区缺乏统一标准,跨机构的数据共享与多模态人工智能模型的应用也面临巨大挑战。第三,人工智能在医学教育中的应用具有广阔的前景,但仍待提升。目前,应用于医学教育的人工智能仍然难以针对性地对学生进行反馈指导,互动式培训功能的开发与应用仍需进一步探索和完善。

鉴于此,本文提出未来人工智能在检验医学医疗决策系统中应用的三点思考(图 1)。

1 基于人工智能的检验组学

随着高通量测序技术的迅速发展,组学数据——包括基因组学、转录组学、蛋白组学和代谢组学等已呈现爆炸式增长。通过整合多组学数据并提取有效信息,基于人工智能的检验组学有望深入揭示个体差异、辅助医疗决策,进而实现个性化医疗。目前,单学科组学数据集已经较为完备,例如癌症基因组数据库

GDC^[9],转录组学数据库 CROST^[10],蛋白组学数据库 PRIDE^[11]等。但单一组学数据在个性化精准诊断中存在限制。因此,由陆军军医大学第一附属医院府伟灵教授团队于 2018 年提出了基于人工智能的检验组学^[1],其基本原理是通过人工智能寻找组学数据与疾病或者疾病特定亚型之间的数学关系,该方法已经成功应用于多种疾病的检测,例如癌症^[12]、心血管疾病^[13]和神经退行性疾病^[14]等。未来,基于人工智能的检验组学将从以下 3 个方面发展。

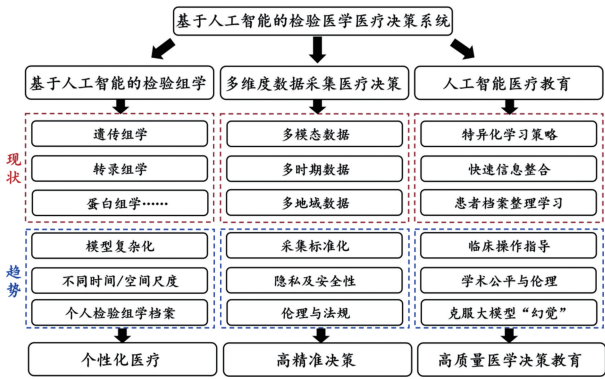


图 1 基于人工智能的检验医学医疗决策系统的现状与发展趋势

第一,由简单模型向大语言模型(LLM)的演进。为应对日渐庞大复杂的数据和追求更准确的结果,检验组学中的人工智能模型,逐渐由相对简单的机器学习模型,如 t-SNE^[15]等聚类模型和支持向量机^[16]等分类或回归模型,转变为较为复杂的深度学习模型,如擅长处理序列数据的 Transformer^[17]。进一步,组学数据可视为一种语言,从而发展出专门针对组学数据的大语言模型,如 scGPT^[18]等。大语言模型尤其适合捕捉高维组学数据间的复杂非线性关系,生成针对输入组学数据的推断和洞见,并不断根据公共数据库或个人的新增数据进行模型更新,得以应对新发疾病和个体差异。这一转变将有效提升疾病诊断的准确性,并为医疗决策系统提供个性化诊断支持。

第二,不同时间和空间尺度下的检验组学。许多疾病的致病机制复杂,仅依赖单一组学数据无法满足疾病研究和临床诊断的需求^[19]。因此,多组学数据的整合,特别是在时间和空间维度上的融合,已成为新的发展趋势。时间检验组学通过分析个体在不同时间节点的多组学数据,研究疾病相关的分子动态变化(如基因表达的变化),从而为疾病机制的研究或预后决策提供支持^[20-21]。未来,时间尺度甚至可扩展至个体的整个生命过程,从出生起便开始收集个人信息,

以形成时间检验组学的基础数据库^[22]。空间检验组学近来也成为研究热点,该数据可来源于不同细胞、组织和器官。不同空间尺度上的组学数据相互关联,共同促进诊断准确性。同时,人工智能模型,如循环神经网络(RNN)、卷积神经网络(CNN)和图神经网络(GNN)还可以同时在时间和空间尺度上实现组学数据的分析和预测。这些模型可以将不同空间和不同时间的组学数据构建成数学概念中的图,并对提取自不同组学数据的特征进行融合,共同用于实现疾病的预测或亚型的判断^[23-24]。

第三,建立完整的个体检验组学档案。不同个体之间的基因差异可能导致其对不同药物和治疗方法产生不同的反应^[25]。因此,构建完整的个体检验组学档案,是实现人工智能模型准确决策、推广其临床应用及推动个性化医疗的关键前提。该档案涵盖个体在时间和空间维度上的全方位组学数据,能够提供个体在不同生命阶段的健康状况和疾病风险的全面画像。这将有助于深入研究疾病机制,并为不同阶段的疾病诊疗决策提供依据,尤其对早期诊断和预后决策至关重要。人工智能模型可以充分挖掘个体组学档案中的数据关联,实现组学数据的全面分析并提供个性化的医疗方案。例如,在癌症治疗中,人工智能可以通过分析患者的基因突变、蛋白质表达等组学数据,推荐最有效的靶向药物和治疗策略,包括不同阶段的用药剂量^[26]。目前,在确保隐私和伦理规范的前提下,不同医院可以交换整合数据,统一数据标准,共同构建个体组学档案数据库。

2 多维度数据采集的医疗决策系统

医疗数据是构建基于人工智能的医疗决策系统的关键。随着检验组学概念的提出和检验组学数据在医疗决策中的应用,医疗数据的结构也越发复杂。医疗数据具有 3 个多维度的特征。多维度首先体现在医疗数据的多模态,如检验学、影像学、患者病史和其他检测结果等。其次,多维度体现在医疗数据的多时期。患者前一阶段的身体状况、生活习惯、疾病等因素会对后续的身体状况产生影响,进而影响医疗决策。最后,多维度体现在公民医疗数据的地域分布差异。由于不同地域的公民存在着自然环境差异和生活习惯差异,导致健康状况存在差异。考虑医疗数据分布差异,可以实现更精准的医疗决策。

人工智能模型,尤其是多模态模型和大语言模型,可以分别提取不同维度数据内部的特征,最后将这些特征进行融合,实现对疾病的诊断,或将成为医疗决策系统的重要一环。例如,OpenAI 公司的 ChatGPT,商汤公司的日日新模型等,可以通过学习整个互联网的医疗知识,并处理医学影像和病历信息等多

模态数据,为用户提供医疗建议,具有实现医疗决策的潜力。同时,对于一些复杂的诊断任务,如阿尔茨海默病与癌症的早期诊断,通过多维度数据进行诊断的人工智能模型往往表现更佳。如使用多模态深度学习模型,将组学数据与其他诊疗数据,如电子病历、医学影像等进行结合,可以构建更加成熟和准确的个性化医疗决策系统^[27-28]。因此,基于多维度数据的医疗决策系统必将成为新的发展趋势。

人工智能模型与多维度医疗数据会形成一个庞大复杂的系统,如何让临床医生更好地使用该系统,而不是增加认知负担就显得十分关键^[29]。人机智能接口通过优化用户与系统的交互方式,使医疗专业人员能够更加高效、准确地利用基于多维度数据的医疗决策系统。目前,人机智能接口的研究热点主要集中在用户界面的优化、人工智能内部决策结果的可视化及预警机制的设计^[30-32]。这些优化措施为多维度数据驱动的医疗决策系统的应用奠定了基础。但目前,在多维度数据采集的医疗决策系统的发展中仍存在 3 个挑战。

第一,多维度数据的采集和标准化。多维度数据的采集成本高昂且稀缺,同时现有数据由于访问限制也难以得到充分利用,这极大地限制了相关人工智能模型的发展。不同医院与实验室等机构之间可以通过数据共享来打破这些限制,但面临缺乏数据采集标准的问题。例如,电子病历等文字信息的采集需要更加标准化的流程和数据结构,明确规定采集方法和内容。此外,数据整合需要与临床诊疗流程一致,以确保决策系统能够在各阶段提供符合临床需求的决策。临床医生的诊疗建议及对系统在不同开发阶段的反馈应作为标签,用于对模型进行微调或重新训练。而标准的缺失可能导致不同模态的数据缺失,和相同模态的数据无法合并。目前,人工智能中的生成模型有望解决这些问题。未来,生成模型,如扩散模型^[33]和 Flow Matching^[34]等,可以学习已有数据的概率分布,通过在概率分布上采样获得新的数据,有望缓解多维度数据稀缺的问题。同时,已有的多维度数据具有数据不平衡的特点。与健康人群相比,疾病患者的数量较为稀少,这导致患者数据远小于健康人群数据。这一不平衡现象将会导致人工智能模型在少数类别,即患病的决策上出现较大偏差,并降低模型的泛化能力。生成模型同样可以依靠生成患者数据减轻数据不平衡的问题。此外,通过深度学习中的采样策略,可以从健康人群与患者数据中抽取样本,使二者数据达到基本平衡^[35]。

第二,多维度数据的隐私性及信息安全性。医学数据涉及患者个人的健康信息,属于高度敏感的隐私

信息。若泄露,可能引发身份盗用、社会歧视或保险滥用等严重后果。在存储和传输过程中,必须防止未经授权的访问、数据篡改及信息丢失。许多国家和地区对医学数据的隐私和安全有着严格的法律规定,如《通用数据保护条例》(GDPR)和《健康保险可移植性和责任法案》(HIPAA),这些法律要求医疗机构采取适当措施保护患者数据,并对数据泄露事件承担法律责任。未来,基于联邦学习开发的人工智能模型有望打破这一限制^[36-37]。联邦学习通过在不同医院内局部训练模型,并共享模型权重,而不是直接交换患者数据,从而实现跨机构数据的全局模型训练。另一个重要技术是差分隐私,它通过在数据中引入噪声来保护个体隐私,同时不影响模型的整体性能。区块链技术也为数据存储和共享提供了解决方案,凭借其去中心化和可追溯性,区块链为医学数据的安全交换提供了更高的保障^[38-39]。

在确保数据隐私和信息安全的前提下,推动不同地区和医院之间的数据交流,克服“信息孤岛”现象,是基于多维度数据的医疗决策系统进一步发展的关键。在同一医院内,不同科室使用独立的网络信息系统,往往未考虑到数据的交互和共享。这种“信息孤岛”现象不仅阻碍了多学科决策系统的高效数据抓取,也增加了数据采集的成本。因此,有必要构建统一的顶层信息平台,在医院层面存储患者数据,并建立地区间的医疗数据交换模式。可以预见,随着存储设备成本的降低、患者数据采集标准和共享协议的进一步发展,基于联邦学习的多模态模型和大语言模型将成为未来发展的重点,推动基于多维度数据的医疗决策系统的应用。

第三,相关法规与伦理仍需进一步完善。由于基于多维数据的医疗决策本身的复杂程度,目前的人工智能模型在临床医疗领域仍有较高的错误率,即使大语言模型,如 ChatGPT 也会在实际临床诊断中出现较高错误率^[40]。有研究表明,在 36 例患者中应用 ChatGPT 进行临床决策,准确率约 71.7%^[41]。但目前针对人工智能模型的相关法规仍在探索阶段,该系统应用于临床仍需要更完善的责任划分,以保障患者权益。应当告知患者使用人工智能医疗决策系统的益处与潜在危害,将患者安全置于首位。

3 人工智能的医学教育

为了应对传统医学教育中存在的教学资源有限、内容滞后、个性化指导不足等问题,人工智能在现代医学教育中的应用显得尤为重要。当前,人工智能在医学教育中的应用正迅速扩展,涵盖从基础科学到临床技能培训的多个领域,依据学生的学习特点提供定制化的学习策略,真正实现因材施教^[42]。例如,Khan

Academy 和 Coursera 的课程中嵌入了人工智能算法,可以根据学生的学习进度和理解能力调整教学内容。同时,像 ChatGPT 等大语言模型的出现,使得虚拟助教角色成为可能,能够辅助个性化学习或协助教师教学,实现诸如制订学习计划、回答问题、自主评分和协助教师进行测试等功能。这些大语言模型还为学生提供了快速收集整合信息的工具,破除了知识之间的语言障碍。对于临床教学,大语言模型也可以整理患者档案,为学生提供医学决策参考,从而提高临床教学的质量。

由人工智能驱动的大数据科研平台也为医学教育提供了更广阔的空间。通过整合患者病例数据、临床试验结果、医学文献和教学资源,这些平台结合大语言模型的数据分析与检索能力,能够为医学生提供个性化的学习路径和实时反馈,促进理论与实践的结合^[43]。此外,大数据平台还支持远程教育和跨地区医疗教育资源共享,可以为医疗资源匮乏地区提供更多学习机会。

然而,目前基于人工智能的医学教育仍然面临 3 个挑战。第一,难以为临床实际操作提供有效指导。为此,虚拟现实(VR)技术的引入为医学教育提供了全新的可能性。通过将人工智能和 VR 技术结合,可能创建高度逼真的模拟训练环境,例如,未来可能存在于人工智能驱动的虚拟患者及配套硬件,类似的程序可以根据学生的操作实时反馈,提供更真实的临床模拟,从而减轻临床教学资源短缺的问题。第二,大语言模型引起了对于学术公平性和学术伦理的担忧^[44-45]。如何提升学生的人工智能素养,包括如何更好地实现人工智能与人的交互,如何公平、符合道德地使用人工智能模型仍有待探究。第三,大语言模型等生成模型的“幻觉”现象,即错误或无意义的生成结果,在医学教育中是无法被接受的。如何甄别虚假信息也对医学生的素养提出了更高的要求。

人工智能在医学教育中的应用不仅限于学生,它还可以为在职医生提供持续教育和职业发展支持。通过分析医生的临床数据和表现,人工智能可以为医生提供个性化的继续教育课程,帮助其及时更新知识和技能。此外,人工智能可以通过职业生涯管理系统,帮助医生规划职业发展路径,提供职业建议和资源。

总之,人工智能在医学教育中的应用正处于快速发展阶段,未来有望进一步提升医学教育的质量和效率。人工智能在个性化教学、虚拟现实技术结合、继续教育支持和新一代医生培养等方面展现出巨大的潜力。然而,在推动人工智能在医学教育中的应用的的同时,必须高度重视道德伦理问题及生成模型的“幻

觉”现象等挑战。通过持续的技术创新和教育改革,有望实现医学教育的全面升级,培养更多高素质的医学人才。

4 小 结

目前,人工智能技术已成为推动医疗领域革新的关键动力,为医疗决策系统及医学教育注入了新的活力。随着人工智能的发展,相关模型可以整合不同类型或模态的患者数据,辅助多领域医生团队进行诊断和预后决策。然而,基于人工智能的医疗决策系统在临床中的应用仍受到患者数据的阻碍。标准化、全面且可共享的患者数据仍是基于人工智能的医疗决策系统进一步发展的关键。为了促进相关数据的共享,确保数据安全和保护患者隐私是人工智能应用中不可或缺的一环。随着数据量的激增,如何有效地保护这些数据免受未经授权的访问、篡改和传播仍是一个重大挑战。此外,人工智能系统的可解释性也是一个重要的研究领域。在临床应用中,医生和患者都需要明白决策背后的逻辑,以增强对系统的信任和接受度。

综上所述,人工智能将在医疗决策系统中扮演越来越重要的角色。通过进一步的数据规范、技术创新以及政策法规的完善,人工智能有望解决更多的医疗挑战,提供更加个性化的医疗服务。同时,在医学教育中合理应用人工智能技术,将有助于培养出更多能够熟练运用这一技术的医疗人才,提升整个医疗系统的效率和效能。尽管人工智能在医疗领域的应用前景广阔,但在实际操作过程中仍需严格监管,确保技术的安全和有效应用,并及时发现潜在的错误信息。

参考文献

- [1] 刘伟,张阳,黄姣祺,等. 检验组学在精准医疗中的应用价值[J]. 国际检验医学杂志,2018,39(9):1025-1028.
- [2] 郑锐,季梦婷,于广军. 临床决策支持系统使用意愿影响因素研究[J]. 中国卫生信息管理杂志,2024,21(4):596-603.
- [3] 郑锐,季梦婷,冯雨莹,等. 诊断类智能化临床决策支持系统应用现状与思考[J]. 上海医药,2024,45(9):3-9.
- [4] SUTTON R T, PINCOCK D, BAUMGART D C, et al. An overview of clinical decision support systems: benefits, risks, and strategies for success[J]. NPJ Digit Med, 2020,3:17.
- [5] CAO K, XIA Y, YAO J, et al. Large-scale pancreatic cancer detection via non-contrast CT and deep learning [J]. Nat Med, 2023,29(12):3033-3043.
- [6] KAUR S, SINGLA J, NKENYEREYE L, et al. Medical diagnostic systems using artificial intelligence (AI) algorithms: principles and perspectives [J]. IEEE Access

- 2020,8:228049-228069.
- [7] FAWZI S. A review of the role of ChatGPT for clinical decision support systems[C]//IEEE. 2023 5th Novel Intelligent and Leading Emerging Sciences Conference (NILES). Giza, Egypt, 2023:439-442.
- [8] MASSIMO S, WEN H L, SILVIA S, et al. Multi-modality approaches for medical support systems: a systematic review of the last decade[J]. Inform Fusion, 2023,103(C): 102134.
- [9] JENSEN M A, FERRETTI V, GROSSMAN R L, et al. The NCI genomic data commons as an engine for precision medicine[J]. Blood, 2017,130(4):453-459.
- [10] WANG G, SONG W, ZHUANG X, et al. CROST: a comprehensive repository of spatial transcriptomics[J]. Nucleic Acids Res, 2023,52(D1):D882-D890.
- [11] PEREZ-RIVEROL Y, BAI J, BANDLA C, et al. The PRIDE database resources in 2022: a hub for mass spectrometry-based proteomics evidences[J]. Nucleic Acids Res, 2022, 50(D1):D543-D552.
- [12] LI X, MA J, LENG L, et al. MoGCN: a multi-omics integration method based on graph convolutional network for cancer subtype analysis [J]. Front Genet, 2022, 13: 806842.
- [13] USOVA E I, ALIEVA A S, YAKOVLEV A N, et al. Integrative analysis of multi-omics and genetic approaches: a new level in atherosclerotic cardiovascular risk prediction[J]. Biomolecules, 2021,11(11):1597.
- [14] DONG Z, ZHAO Q, PAYNE P R, et al. Highly accurate disease diagnosis and highly reproducible biomarker identification with PathFormer[J]. Res Sq, 2023, rs. 3: rs-3576068.
- [15] VAN DER MAATEN L, HINTON G. Visualizing data using t-SNE[J]. J Mach Learn Res, 2008,9(11): 2579-2605.
- [16] AWAD M, KHANNA R. Support vector regression[C]//Springer Nature Link. Efficient Learning Machines. Apress, Berkeley, CA, 2015:67-80.
- [17] VASWANI A, SHAZEER N, PARMAR N, et al. Attention is all you need[C]//Curran Associates Inc. In Proceedings of the 31st International Conference on Neural Information Processing Systems (NIPS'17). Red Hook, NY, USA, 2017:6000-6010.
- [18] CUI H, WANG C, MAAN, H, et al. scGPT: toward building a foundation model for single-cell multi-omics using generative AI[J]. Nat Methods, 2024,21(8):1470-1480.
- [19] GONG P, CHENG L, ZHANG Z, et al. Multi-omics integration method based on attention deep learning network for biomedical data classification[J]. Comput Methods Programs Biomed, 2023,231:107377.
- [20] VELTEN B, STEGLE O. Principles and challenges of

modeling temporal and spatial omics data[J]. *Nat Methods*, 2023, 20(10):1462-1474.

[21] BAR-JOSEPH Z, GITTER A, SIMON I. Studying and modelling dynamic biological processes using time-series gene expression data[J]. *Nat Rev Genet*, 2012, 13 (8): 552-564.

[22] JING X, ZHOU Y, SHI M. Dynamic graph neural network learning for temporal omics data prediction [J]. *IEEE Access*, 2022, 10:116241-116252.

[23] ZHOU Y, GRAHAM S, ALEMI KOOHBANANI N, et al. CGC-Net: cell graph convolutional network for grading of colorectal cancer histology images [P]. (2019-09-03) [2024-10-11]. <https://arxiv.org/abs/1909.01068>.

[24] PATI P, JAUME G, FERNANDES L A, et al. HACT-Net: a hierarchical cell-to-tissue graph neural network for histopathological image classification [C]//UNSURE2020, GRAIL2020. Uncertainty for safe utilization of machine learning in medical imaging, and graphs in biomedical image analysis. Springer, Cham, 2020:208-219.

[25] MEYER U A. Pharmacogenetics: five decades of therapeutic lessons from genetic diversity[J]. *Nat Rev Genet* 2004, 5(9):669-676.

[26] HASSAN M, AWAN F M, NAZ A, et al. Innovations in genomics and big data analytics for personalized medicine and health care: a review[J]. *Int J Mol Sci*, 2022, 23(9): 4645.

[27] HUANG S C, PAREEK A, SEYYEDI S, et al. Fusion of medical imaging and electronic health records using deep learning: a systematic review and implementation guidelines[J]. *NPJ Digit Med*, 2020, 3(1):136.

[28] QIU S, MILLER M I, JOSHI, et al. Multimodal deep learning for Alzheimer's disease dementia assessment [J]. *Nat Commun*, 2022, 13(1):3404.

[29] KING A J, COOPER G F, CLERMONT G, et al. Using machine learning to selectively highlight patient information[J]. *J Biomed Inform*, 2019, 100:103327.

[30] RUNDO L, PIRRONE R, VITABILE S, et al. Recent advances of HCI in decision-making tasks for optimized clinical workflows and precision medicine [J]. *J Biomed Inform*, 2020, 108:103479.

[31] WANG L, ZHANG Z, WANG D, et al. Human-centered design and evaluation of AI-empowered clinical decision support systems: a systematic review[J]. *Front Comput Sci*, 2023, 5:1187299.

[32] PRINCE E W, HANKINSON T C. A visual analytics framework for assessing interactive AI for clinical decision support[J]. *Pacific Symposium Biocomput*, 2025, 30: 40-53.

[33] HO J, JAIN A, ABBEEL P. Denoising diffusion probabilistic models[J]. *Adv Neural Inform Process Syst*, 2020, 33:6840-6851.

[34] LIPMAN Y, CHEN R T, BEN-HAMU H, et al. Flow matching for generative modeling[P]. (2022-10-06) [2024-10-11]. <http://export.arxiv.org/abs/2210.02747>.

[35] HASIB K M, IQBAL M S, SHAH F M, et al. A survey of methods for managing the classification and solution of data imbalance problem [J]. *J Computer Sci*, 2020, 16 (11):1546-1557.

[36] ANTUNES R S, ANDRÉ DA COSTA C, KÜDERLE A, et al. Federated learning for healthcare: systematic review and architecture proposal [J]. *ACM T Intel Syst Tec*, 2022, 13(4):1-23.

[37] RIEKE N, HANCOX J L, MILLETARI F, et al. The future of digital health with federated learning[J]. *NPJ Digit Med*, 2020, 3(1):1-7.

[38] HUYNH-THE T, GADEKALLU T R, WANG W, et al. Blockchain for the metaverse: a review[J]. *Future Gener Comp Syst*, 2023, 143:401-419.

[39] ZHANG W, FAIZAN Q, TAI-ALDEEN N, et al. Blockchain technology: security issues, healthcare applications, challenges and future trends [J]. *Electronics*, 2023, 12 (3):546.

[40] LIU J, WANG C, LIU S. Utility of ChatGPT in clinical practice[J]. *J Med Internet Res*, 2023, 25:e48568.

[41] RAO A, PANG M, KIM J, et al. Assessing the utility of ChatGPT throughout the entire clinical workflow: development and usability study[J]. *J Med Internet Res*, 2023, 25:e48659.

[42] KHAN R A, JAWAID M, KHAN A R, et al. ChatGPT-reshaping medical education and clinical management[J]. *Pak J Med Sci*, 2023, 39(2):605.

[43] DAVE M, PATEL N. Artificial intelligence in healthcare and education[J]. *Brit Dent J*, 2023, 234(10):761-764.

[44] COOPER A, RODMAN A. AI and medical education: a 21st-century Pandora's box[J]. *N Engl J Med*, 2023, 389 (5):385-387.

[45] LEE H. The rise of ChatGPT: exploring its potential in medical education[J]. *Anat Sci Educ*, 2024, 17(5):926-931.

(收稿日期:2024-10-31 修回日期:2024-12-10)

(本文编辑:宣艳艳 张耀元)