

人工智能与机器学习在心脑血管疾病管理中的应用与前景: 美国心脏学会使用人工智能改善心脏疾病结局科学声明解读

■ 孟令涉¹, 王春娟^{1,2}

【摘要】 心脑血管疾病是全球主要的致死和致残病因之一。尽管医疗技术不断进步, 心脑血管疾病的诊治仍存在许多亟待解决的问题, 人工智能与机器学习的出现为应对这些问题提供了新途径。美国心脏学会2024年发布的科学声明从影像分析、心电图判读、床旁监护、可穿戴设备、基因组学及电子健康记录等方面介绍了人工智能与机器学习在临床中的应用及面临的挑战。本文对该指南进行介绍, 并分析人工智能与机器学习在脑血管病领域中应用的优势, 为我国未来在这一领域的研究提供参考。

【关键词】 人工智能; 机器学习; 心血管疾病; 脑血管病

【中图分类号】 R74; R1

【DOI】 10.3969/j.issn.1673-5765.2024.06.003

Applications and Prospects of Artificial Intelligence and Machine Learning in the Management of Cardiovascular and Cerebrovascular Diseases: An Interpretation of the American Heart Association's Scientific Statement on Improving Cardiovascular Outcomes Using Artificial Intelligence

MENG Lingshe¹, WANG Chunjuan^{1,2}. ¹Department of Neurology, Beijing Tiantan Hospital, Capital Medical University, Beijing 100070, China; ²China National Clinical Research Center for Neurological Diseases, Beijing 100070, China

Corresponding Author: WANG Chunjuan, E-mail: wangchunjuan@ncrcnd.org.cn

【Abstract】 Cardiovascular and cerebrovascular diseases are among the leading causes of death and disability worldwide. Despite continuous advancements in medical technology, the diagnosis and treatment of these diseases still face many unresolved challenges. The emergence of artificial intelligence and machine learning provides new approaches to addressing these issues. The American Heart Association's 2024 scientific statement highlights the applications and challenges of artificial intelligence and machine learning in clinical scenarios, including imaging analysis, electrocardiogram interpretation, bedside monitoring, wearable devices, genomics, and electronic health records. This paper aims to introduce these aspects and analyze the advantages of artificial intelligence and machine learning in the field of cerebrovascular diseases, providing a reference for the future development of artificial intelligence and machine learning in this area in China.

【Key Words】 Artificial intelligence; Machine learning; Cardiovascular disease; Cerebrovascular disease

心脑血管疾病是全球范围内死亡和残疾的主要原因之一, 严重威胁人类健康, 其中脑血管病不仅具有高发病率和高死亡率, 还可导致长期残疾, 给患者家庭和社会带来巨大负担。尽管医疗技术在不断进步, 但在心脑血管疾病的早期诊断和治疗等方面仍面临着诸多挑战。

人工智能 (artificial intelligence, AI) 和机器学习 (machine learning, ML) 的发

展为心脑血管疾病的诊疗带来了新的机遇。AI/ML能够处理和分析海量的医疗数据, 发现隐藏在数据中的模式和规律, 从而辅助疾病的早期诊断、个性化治疗和预后评估。然而, AI/ML技术在医疗领域的应用也面临着挑战, 如数据隐私和安全、AI/ML模型的可靠性和可解释性、不同医疗机构和地区之间的数据标准不一致等问题, 也为AI/ML技术的推广应用带

作者单位

¹北京 100070

首都医科大学附属北京

天坛医院神经病学中心

²国家神经系统疾病临床

医学研究中心

通信作者

王春娟

wangchunjuan@ncrcnd.

org.cn



孟令涉 硕士研究生



王春娟 主任医师

硕士研究生导师



来了困难^[1]。尽管如此, AI/ML技术在心脑血管疾病的诊疗领域具有广阔的应用前景, 可在提高疾病早期诊断率、辅助个性化治疗、评估预后等方面发挥重要作用。

美国心脏学会 (American Heart Association, AHA) 在2024年发布了使用AI改善心脏疾病结局的科学声明, 强调了AI/ML在改善心血管疾病结局中的潜力, 并呼吁各利益相关者共同努力, 制定最佳实践策略, 填补研究空白, 共同面对挑战, 以推动AI/ML技术在临床中的应用^[2]。

该科学声明为我国脑血管病事业的发展提供了宝贵借鉴: 首先, AHA声明介绍了AI/ML技术在心血管疾病诊疗中的应用经验, 可以为我国脑血管病的早期诊断和个性化治疗提供参考。其次, 声明中提出了关于数据共享和标准化的问题, 对我国推进AI/ML技术在脑血管病中的应用也有着重要启示。最后, AHA声明强调了跨学科合作的重要性。我国在推进脑血管病诊疗事业发展中, 也应加强各领域专家的合作, 结合AI/ML技术的优势, 开展多学科联合研究, 探索脑血管病的综合防治策略, 全面提升我国脑血管病的诊疗水平。

总之, AI/ML技术在心脑血管疾病诊疗中的应用前景广阔, 但也面临诸多挑战。通过借鉴国外先进经验, 结合我国实际情况, 有助于我们在脑血管病早期诊断、个性化治疗和预后评估等方面取得进展和突破, 有助于推动我国脑血管病事业的发展。

1 AI/ML在心血管疾病影像分析中的应用

心血管疾病的诊断和治疗在一定程度上依赖于影像学技术, 如CT、MRI和超声等。传统的影像分析方法需要专家耗时费力地人工解读, 并且存在一定的主观性^[3]。AI/ML技术的发展为影像数据的自动化处理和分析提供了新途径, 能够显著提高诊断的效率和准确性^[4]。表1中列出了AHA科学声明中对AI/ML技术在影像分析中应用的意见。

1.1 AI/ML技术在影像分析中的优势 缩小不同地区疾病诊断方面的差距: AI/ML能高效地进行图像分析, 将影像中的不同组织和病变区域自动分离并进行精确的分析。AI/ML的普及, 可以为诊断能力不足的地区提供高质量的疾病诊断依据, 从而缩小目前心脏疾病诊断方面的专业知识差距。

表1 AI/ML在影像分析中的应用

Table 1 The application of AI/ML in imaging analysis

最佳实践	说明
影像方面的问题需要与临床专家、AI/ML专家以及伦理学家和患者共同协商	要在临床上普遍采用基于AI/ML的成像工具, 就必须正确定义临床问题, 同时考虑使用这些工具的伦理问题, 以及患者对这些工具的实用性和效果的看法
提前确定用于开发影像解决方案的研究设计、方法和由此产生的AI/ML技术	制定先验假设、研究目的和目标以及适当的研究设计和报告措施是评估算法质量和有效性的关键
影像数据需要具有充分性、代表性、特征明显且可重复使用等特点	数据注释应采用定义明确的规则 (例如: MIDaR和FAIR原则), 同时也要考虑到评判者之间的差异
差距与挑战	说明
对基于AI/ML的影像分类定义疾病状态的验证	诊断准确性反映了病理生理学、患者人口统计学或数据表达方面的技术问题 (如偏差和普遍性缺乏)
确定可检测卒中的影像系统	基于AI/ML的计算成像算法可利用不同的影像模式 (如心脏MRI、应变成像或核成像) 预测卒中
缺乏有代表性的成像数据集	来自临床资料库的成像数据可能存在类别不平衡和其他偏差 (如数据来自经过严格筛选的中心)
缺乏测试对临床结果影响的研究	多数AI/ML算法都是在回顾性数据基础上进行测试的, 较少有前瞻性的实际临床工作流程开发和测试能证明其实用性

注: AI—人工智能; ML—机器学习; MIDaR—医学影像数据就绪性; FAIR—可查找性、可访问性、互操作性和可重用性。

提高诊断的速度和准确性: AI/ML可以辅助医师快速解读大量影像数据, 显著提高诊断效率。研究表明, AI/ML在头颅影像分析中的准确性甚至已经达到人类医学专家的水平^[5], 这对提高心脑血管疾病的诊断速度和治疗效果至关重要。

1.2 AI/ML影像分析技术所面临的挑战 尽管利用AI/ML来进行心脑血管疾病的影像分析已经取得了较大进展, 但也面临着诸多挑战。例如: 影像数据的获取和处理需要高精度设备和专业技术人员, 较难保证数据的标准化和一致性。此外, 影像数据的标注和解释通常依赖放射科医师的经验, 这增加了诊断过程的复杂性和成本。

1.3 AI/ML影像分析技术在脑血管病领域的应用 目前, AI/ML已能在头颅非增强CT图像上自动检测颅内出血, 从而协助急性出血性卒中的诊断; 能通过基线CTA图像自动检测大血管闭塞, 将神经介入治疗的时间成功缩短30 min以上; 还可以在缺少MRI DWI等序列的情况下, 通过CT自动检测早期脑缺血改变^[6-9]。另外, AI/ML算法可改善CT或MRI脑灌注成像的量化, 并增强这些影像技术在患者被运接受再灌注治疗期间预测脑功能恢复的能力^[10]。AI/ML的其他应用还包括管理急性缺血性卒

中和颅内动脉瘤的神经介入策略, 以及辅助招募急性卒中相关临床试验的受试者等。

2 AI/ML在心电图分析中的应用

心电图可记录心脏的电活动, 是诊断心脏疾病的重要工具, 可辅助诊断心律不齐、心肌梗死等多种心脏疾病。然而, 传统的心电图分析需要依赖专业医师的经验和知识, 处理大量数据时可能存在主观性和误诊风险。AI/ML技术的应用为心电图分析带来了新的变革, 显著提高了诊断的准确性和效率。表2中列出了AHA科学声明中对AI/ML技术在心电图分析中应用的意见。

2.1 AI/ML技术在心电图分析中的优势 扩展人工读图能力: 有研究表明, AI/ML可以扩展专业人员的能力, 从而使能够判读的心电图数量呈指数级增长^[11]。研究提示, AI/ML算法可以较好地模仿专业人员对心电图的判读^[12], 但目前还缺乏广泛的应用和更多的临床数据支持。

判定肉眼难以识别的阳性结果: 在部分心电图图像中, 肉眼难以识别阳性结果的细微差异, AI/ML算法可以识别专家无法识别的微妙且相互关联的非线性图像, 从而加强对疾病表型的分析^[13]。

表2 AI/ML在心电图分析中的应用

Table 2 The application of AI/ML in electrocardiogram analysis

最佳实践	说明
用于训练AI/ML的心电图采集环境应与临床使用的环境相匹配	心电信号受身体位置、导联位置、运动以及采样率和动态范围等信号处理问题的影响
考虑到偏差, 可将结果推广到不同人群中	不同人群表现出不同的“正常”心电图特征。应将这些因素纳入AI/ML模型, 以确保其通用性
AI/ML算法必须在独立的外部群组中进行测试	考虑到不同的人群、设备和临床工作流程, 在不同的数据结构上进行测试, 确保AI/ML算法的通用性
差距与挑战	说明
开发一个强大的框架, 将AI/ML算法应用于表面上相似但在重要方面不同的场景中	有些AI/ML算法在不同的临床情况下均能很好地发挥作用, 但有些则不然(例如: 应用心电图检测门诊患者心房颤动的算法可能不适用于术后患者)。此外, 基于心电图的AI/ML算法可以检测出心室功能障碍, 无论其机制如何
临床结果数据是有限的	开发和测试整合了基于AI/ML心电图算法的实用工作流程, 可证明其在现实世界中的实用性
制定一个框架来解决基础领域内标签的一致性	AI/ML算法训练需要准确的真实标签。快速生成标签的工具(如自然语言处理)可能容易出错。半监督模型仍处于研究阶段
缺乏测试对临床结果影响的研究	多数AI/ML算法都是在回顾性数据基础上进行测试的, 较少有前瞻性的实际临床工作流程开发和测试能证明其实用性

注: AI—人工智能; ML—机器学习。



发现隐匿性的器质性疾病:与传统检查相比,在心电图上应用AI/ML,有可能将检测出隐匿性结构性心脏病的时间提前1~2年。由于心电活动可能在影像学显示出器质性结构异常之前就已受到影响,因此,AI/ML算法的应用可帮助识别隐匿性疾病并预测即将发生的疾病。

预测患者的生理表型:AI/ML可以通过心电图有效识别患者的性别和生理年龄,从而对特定疾病的危险因素进行预警^[14]。

2.2 利用AI/ML技术对心电图进行分析所面临的挑战 利用AI/ML技术进行心电图分析面临的挑战如下:自动判读偏差、易受干扰因素影响、普适性差等^[15]。要解决上述问题,须在大量不同人群中进行有效的临床验证,以最大限度地减少偏差^[15];临床医师对AI/ML的熟悉程度以及对心电图算法的“压力测试”等混合方法也可能会提高采用率^[16-17]。此外,数字化及标记良好的心电图数据和开源数据集的可用性较为有限,这也潜在地限制了对AI/ML算法的研究和开发^[18]。

2.3 AI/ML心电图分析技术在脑血管病领域的应用 临床上,心血管疾病常常也是脑血管病的病因,AI/ML算法可以通过分析心电图数据,对脑血管病的病因加以鉴别,同时也能在健康人群中检测出早期的心血管异常,如心房颤动、心肌梗死等,有助于及时干预和预防脑血管病等严重后果。另外,自动化的AI/ML判读系统可以减少对人力资源的依赖,降低医疗成本,并通过高效的早期检测和预防,减少因严重脑血管病住院和治疗产生的费用。

3 AI/ML在院内床旁监护中的应用

院内床旁监护一直遵循着以下标准:一旦生命体征超过既定的阈值就会发出警报。然而,对单项生命体征异常的警报往往忽略了不同生理信号之间的潜在联系,这降低了警报系统的准确性^[19]。将AI/ML应用于床旁监护仪,对不同的生理信号及信号之间的关系进行动态的监测与分析,可以提高监护系统的精确性和效率,从而更好地服务于患者^[20]。表3中列出了AHA科学声明中对AI/ML技术在院内床旁监护中应用的意见。

表3 AI/ML在床旁监护中的应用

Table 3 The application of AI/ML in bedside monitoring

最佳实践	说明
AI/ML算法通过院内监测追踪心血管系统的状况	开发与其他技术相结合的院内电子监控系统,可以及时预测心脏骤停、心力衰竭、心房颤动和卒中等事件
AI/ML算法可识别败血症、出血、谵妄和整体临床恶化等情况	基于AI/ML的算法可为多种类型的临床恶化提供早期预警,每种类型的临床恶化可能需要不同的工作流程
AI/ML算法降低工作人员的警报疲劳	警报疲劳是ICU的一个主要问题。AI/ML算法可减少基于当前规则的系统所导致的过度报警
AI/ML算法可改善服务和资源的分配	使用院内数据流的AI/ML可改善资源分配
院内使用的AI/ML算法可协助手术过程	AI/ML方法(如机器人手术)可改善手术过程
差距与挑战	说明
预测性AI/ML算法在各中心的转化性能	在反映临床环境或研究设计差异的不同机构和地点进行测试时,基于AI/ML的警报算法表现出强大的性能
确定可通过监测改善疗效的患者和疾病	目前还不清楚哪些患者能从自动预警系统中受益,也不清楚这能否影响住院结果的差异
评估警报器在不同情况和不同患者群体中的效果	关于假阳性触发因素的影响及其对临床医师工作量和卫生系统成本的降低,已进行有限的评估
院内监测数据的加速和缩放标注	由于院内监测数据的标注工作耗费大量人力,并会受到干扰而变得复杂,因此大型、标注良好的数据集的可用性限制了研究的进展。开源数据集可能没有噪声,但也不具有代表性。新技术(如半监督ML)可能是有效的
在各种医院环境中实时运行警报触发AI/ML算法	很少有医院将生理监测与其他系统进行集成,这可能会扩大医院之间安全网络与高成本所造成的差距

注:AI—人工智能;ML—机器学习;ICU—重症监护病房。

3.1 AI/ML技术在院内床旁监护中的优势
早期预警与干预: AI/ML可以从历史数据中学习并识别生理信号的复杂模式,并实时分析患者的生理数据,从而在异常情况发生之前就发出预警,早期识别病情恶化迹象,从而给医护人员更多的时间进行干预^[21]。

减少误报率: 传统监护系统的高误报率是一个长期存在的问题^[22]。AI/ML通过对多种生理参数的综合分析,可以显著降低误报率,提高警报的准确性。这不仅减轻了医护人员的工作负担,还提高了监护的有效性。

优化资源分配: AI/ML可以帮助医院优化资源分配,特别是在重症监护病房(intensive care unit, ICU)等资源紧张的科室。例如: AI/ML可以根据患者的病情严重程度和预后判断,合理安排监护和治疗资源,从而提高医疗服务的效率和质量。

围手术期风险的评估: AI/ML能够可靠地预测不同外科手术围手术期并发症和死亡风险,从而改善患者的选择、临床试验的设计和知情同意。

3.2 AI/ML技术应用于院内床旁监护所面临的挑战 目前基于AI/ML的监测系统面临的一个重要挑战是缺乏严格的前瞻性评估。此外,多数研究表明,基于AI/ML的监测系统对死亡等临床终点没有影响,也无法做出直接影响临床决策的预测^[23-25]。同时, AI/ML工具在实践中也可能受到限制,原因是缺乏向临床医师报告预测结果的标准化平台,以及动态数据中无效数据的干扰^[26]。解决这些问题的方案可能有: 延长监测时间以获得包含更多信息的数据,以及建立持续的监控和反馈机制,定期评估AI/ML系统的性能,并根据最新的临床数据和反馈对其进行更新和改进等^[27]。

3.3 基于AI/ML的院内床旁监测系统在脑血管病领域的应用 对于重症脑血管病患者,连续的床旁监测是必要的。除了对住院患者进行连续监测,实时分析常规生理参数和心电图数据,及

时发现异常情况外, AI/ML技术还可以通过综合分析血压、血氧饱和度及心电图等多种生理指标,提前识别出血性和缺血性卒中的风险,为医护人员提供更多的反应时间,降低患者的死亡率和残疾率。此外, AI/ML还可以根据患者的病情和预后风险,合理安排神经重症监护资源和治疗方案,提高住院管理的效率和质量。

4 AI/ML在植入式和可穿戴设备中的应用

植入式和可穿戴设备在健康监测和疾病管理中发挥着越来越重要的作用。通过实时收集和分析用户的生理数据, AI/ML技术可以为疾病的早期检测和持续管理提供支持,并重新界定住院和门诊患者护理之间的界限^[28]。可穿戴设备如智能手表、手环和贴片等,能够监测心率、血氧饱和度、活动量等多种生理参数,在心脑血管疾病的防治中展现出广阔的应用前景。表4中列出了AHA科学声明中对AI/ML技术在植入式和可穿戴设备中应用的意见。

4.1 将AI/ML技术应用于植入式和可穿戴设备的优势 近年来,可穿戴设备市场迅速增长,技术也不断进步。这些设备不仅能够记录用户的心率、血氧饱和度等基本生理数据,还可通过与AI/ML技术结合,为用户提供更深入和个性化的健康监测和管理。例如: 通过AI/ML技术对佩戴者活动状态的检测,可以识别佩戴者的不同运动状态,甚至能够判断出佩戴者是否摔倒。

4.2 将AI/ML技术应用于植入式和可穿戴设备所面临的挑战 首先,数据的准确性和可靠性是AI/ML技术应用于植入式和可穿戴设备所面临的重要挑战,尤其是在移动环境下,设备可能受到噪声和运动伪影的影响^[29];其次,临床医师对通过这种途径收集到的数据的接受程度也不尽人意^[30];最后,植入式和可穿戴设备佩戴的舒适程度以及数据隐私和安全问题也需要得到充分重视^[31]。

4.3 基于AI/ML的植入式和可穿戴设备在脑血管病领域的应用 对于脑血管病高危人群,



通过基于AI/ML的植入式和可穿戴设备对血压、血糖等指标的监测,可以识别卒中中的早期迹象,从而提前进行干预。对于出院后的卒中患者,可以通过分析收集到的数据,评估康复效果,调整康复方案。通过智能可穿戴设备与远程医疗平台连接,医护人员可以实时访问患者数据,提供远程健康监测和管理。此外,设备在检测到严重异常情况时,可以自动联系紧急服务或通知亲属和医护人员,以提供及时的医疗干预。

5 AI/ML在基因组学中的应用

基因组学的发展为疾病的预防、诊断和治疗提供了全新的视角和方法。通过高通量DNA测序技术,研究人员可以全面了解个体的

遗传信息,从而更好地理解疾病的遗传基础。AI/ML技术的引入,为基因数据的分析和应用带来了巨大变革,显著提升了基因组学研究的效率和精度。表5中列出了AHA科学声明中对AI/ML技术在基因组学中应用的意见。

5.1 AI/ML在基因组学中应用的优势 精确的疾病预测:利用全基因组关联研究数据识别疾病风险分类变异的AI/ML正处于发展阶段。通过学习大量的基因组数据,AI/ML可以识别出与特定疾病相关的基因变异,分析不同基因之间的关系,并进行疾病风险预测^[32]。

描述祖先特征:AI/ML可以创建更高分辨率的祖先信息单核苷酸多态性集合,从而更准确地推断祖先信息,这对产生有意义的基因型-表型关联可能是必要的^[33]。

表4 AI/ML在植入式和可穿戴设备中的应用

Table 4 The application of AI/ML in implantable and wearable devices

最佳实践	说明
确定可穿戴技术可提供医院级别疾病状态和患者类型信息	对每个App的准确性进行鉴定可能会导致某些App将住院患者监控转换为“家庭医院”监控
确定哪些疾病状态和患者更适合植入式设备	在某些情况下,植入式设备的效果可能更好,但对于已有心脏起搏器和除颤器患者,可能出现严重的不良后果
可穿戴设备可追踪的健康状态定义	追踪和保持健康状态可以有效预防疾病的发生
差距与挑战	说明
设备与电子医疗系统之间相互操作性的标准	需要界定数据所有权,同时制定相互操作性的标准,以便利益相关者之间共享数据并进行审计,从而减少第三方公司创新的障碍
为关键心血管指标定义新的传感器参考标准	并非所有传感器在临床应用中都同样准确
为每种设备确定有力的、基于疾病的应用	临床试验可能会揭示不同人群中不同设备的准确性差异(如老年患者与年轻运动员的心房颤动筛查)
成本效益、实施、伦理、隐私和安全	评估可穿戴和植入式设备对资源利用、成本和临床结果的影响
监管边界的演变	即使是针对同一种疾病,也应当建立不同群体之间的监管方法

注:AI—人工智能;ML—机器学习。

表5 AI/ML在基因组学中的应用

Table 5 The application of AI/ML in genomics

最佳实践	说明
AI/ML算法利用个人基因组学预测常见心血管疾病(如冠心病、高血压、心律失常等)	有效的药物预防和临床监测可用于降低高危人群的心血管疾病发病率和死亡率
基于AI/ML算法的心血管疾病单基因病因识别,用于靶向药物开发	发现导致心血管疾病的基因,确定高效新型药物疗法(如他汀类药物)的潜在靶点
基于AI/ML算法的分类改进,用于预测罕见基因变异是良性还是致病性的	在临床遗传学中,目标基因检测常常会发现一些不确定是否有意义的基因变异
差距与挑战	说明
实施通用标准,将基因组AI/ML算法转化为临床应用	基于AI/ML的模型必须经过验证,预测结果必须可靠,才能在临床遗传学中常规使用

注:AI—人工智能;ML—机器学习。

由表型反向推断基因型: AI/ML的“反向”应用正在兴起,特别是在通过表型预测遗传疾病方面。如DeepGestalt是一种基于AI/ML的面部图像分析算法,已有研究证明其在识别面部异常的单基因遗传综合征(包括一些心血管疾病)以及确定致病基因变异方面优于专家^[34],而且这种深度学习模型可以准确区分Noonan综合征的不同遗传亚型^[35]。

确定基因变异的临床相关性: AI/ML的应用有助于医师或研究人员更有把握地对意义不确定的变异进行无害或有害的分类,从而整合多种数据源来预测变异体的致病性。

5.2 AI/ML在基因组学中应用所面临的挑战与所有深度学习模型一样,在基因组学中使用的深度学习模型也需要利用来自人类的数据进行训练,而这些数据本身就on能不准确甚至存在错误。尽管人们乐观地认为AI/ML将加速发现基因组复杂的相互作用,为未来的疾病预防和治疗工作提供依据,但要实现这一目标,我们还有很长的路要走。

5.3 将AI/ML用于基因组学对脑血管病诊疗的意义 脑血管病如卒中、脑动脉瘤等具有一定的或明显的遗传倾向, AI/ML可以通过分析大量基因组数据,识别与脑血管病相关的遗传变异,预测个体的遗传风险。此外, AI/ML还可以通过分析患者的基因数据和临床数据,制订个性化的治疗方案。例如: AI/ML可以预测患者对某种抗凝药物的反应,推荐最适合的药物和剂量,减少出血风险,提高治疗效果。

6 AI/ML在电子健康记录中的应用

电子健康记录 (electronic health records, EHR) 存储了患者的医疗历史、诊断、治疗和用药等详细信息,是现代医疗的重要组成部分。随着EHR数据的积累和普及,如何高效地利用这些数据成为医疗领域的重要挑战。AI/ML技术的引入,为EHR数据的分析和应用提供了新的可能性,能够显著提高医疗决策的准确性和效率。表6中列出了AHA科学声明中对AI/ML技术在电子健康记录中应用的意见。

表6 AI/ML在电子健康记录中的应用
Table 6 The application of AI/ML in electronic health records

最佳实践	说明
利用规模最大、策划最好的EHR来开发AI/ML算法	以EHR为基础,针对每种应用优化AI/ML算法,应考虑到元素的数量和类型,以最大限度地提高其通用性
数据代表每个App的总体	考虑各中心数据收集的准确性和频率、不同模式和临床行动方面的差异,有助于减少偏差
利用EHR开发预测模型和临床决策支持系统	应明确界定临床条件,以充分利用EHR数据
在总结现有经验的基础上迭代未来的EHR结构	当前EHR的结构在很大程度上借鉴了纸质记录。未来的EHR可能会受益于不同的数据整理、结构和分析系统
差距与挑战	说明
以EHR为基础,确保预测性AI工具的准确性和通用性	基于EHR的AI/ML算法比美国心脏病学会/美国心脏学会汇集队列风险方程更能有效预测心血管疾病,但更显著的分析可能会提高其严谨性和稳健性
基于EHR的AI/ML算法可补充随机临床试验的不足	进行随机临床试验的难度越来越大,成本越来越高。强大的真实世界试验模拟可以填补此类试验的空白
整合来自不同电子系统的EHR	世界各地的EHR系统各不相同。在大型国家数据库或申请数据中开发的AI/ML算法有望适用于不同的医疗系统
整合不同语言的EHR数据	多语种EHR可促进多样性、公平性和包容性,使得使用代表性不足的种族和民族数据训练的AI/ML算法适用于这些群体
确保所有人都能够使用EHR	确保基于EHR的AI/ML算法在成本方面更具有可行性,使其在偏远和资源匮乏的地区也能实施,这有助于防止不平等现象及算法中的偏见进一步加剧

注: AI—人工智能; ML—机器学习; EHR—电子健康记录。

6.1 AI/ML应用于EHR的优势 将AI/ML应用于EHR,可以帮助预测ICU患者的院内死亡风险^[36];由于部分模型是根据EHR中的大量变量训练出来的,所以基于EHR的AI/ML也可用于预测某些心血管疾病的发生或结局^[37];此外,基于EHR的AI/ML还能通过整合大量复杂的数据来更好地描述疾病类型,从而完善对疾病的分类。

6.2 AI/ML应用于EHR的挑战 首先是数据的质量和一致性问题。不同医疗机构和科室的数据标准不一致,可能导致数据整合困难^[38]。其次,常规收集的EHR数据隐含了临床医师的判断,而这种判断在不同临床医师之间可能存在较大差异,可能导致AI/ML的分析结果偏差^[39]。最后是数据隐私和公平问题。EHR数据的敏感性要求必须严格保护患者隐私并确保不同种族和民族间的公平性。

6.3 基于AI/ML的EHR在脑血管病领域的应用 提高脑血管病的早期诊断率: AI/ML可以通过分析EHR数据,早期识别出脑血管病的风险,例如: AI/ML可以分析患者的病史、血压记录和影像数据,预测其发生脑血管病的风险

并提前进行干预,从而降低残疾率和死亡率。AI/ML技术可以有效整合不同来源的大量数据(如EHR、基因组数据、影像数据等),提供综合性的分析和判断,有助于研究人员和医师更好地理解脑血管病发病和进展的机制,从而推动新的治疗方法和药物的开发。

7 在临床流程中应用AI/ML的注意事项

表7中列出了AHA科学声明中对AI/ML技术在临床中应用的意见。

7.1 基于AI/ML的精准医疗实施 AI/ML应当通过系统整合个人和公共数据,以满足核心临床需求,从而实现精准医疗,提高保健服务的质量和有效性。

7.2 临床实用性与患者管理过程的有机结合 良好设计的AI/ML系统可以识别复杂临床数据中的信息和隐藏模式,从筛查和诊断、发现新的分类和表型、预测不良后果、指导治疗和指导试验设计等方面实现对患者的个体化管理。需要注意的是, AI/ML应增强并支持临床决策,而不是取代循证实践所需的临床判断。

表7 AI/ML在临床中的应用

Table 7 The application of AI/ML in clinical

最佳实践	说明
AI/ML算法在不同的数据集中进行三角测量,允许数据共享	美国心脏学会精准医学平台报告了几项最佳实践,以促进结果的可推广性和数据共享
根据收益和成本效益分析的现行标准进行基准研究	验证基于AI/ML的精准医疗算法(如使用临床随机试验来评估所开发的决策支持工具的效用)
多学科团队参与AI/ML算法的开发	利用AI/ML和信息学,临床医师和研究人员组成的跨学科团队可改善对患者的治疗
AI/ML算法的可解释性提高了信任度和采用率	通过为相关利益方提供可解释的算法,可以缓解对广泛应用大数据分析和AI/ML算法的怀疑
差距与挑战	说明
算法需要可转移	将精准医疗平台从最初的开发群体转移到其他外部患者群体,会给临床决策带来不确定性
社会决定因素或贫困衡量标准不用于预测、分类或优化	事实证明,纳入社会决定因素或社会贫困衡量标准可提高心血管风险评分
法规确保AI/ML算法安全、有效、高效	设备、AI/ML算法和数据库的多样性带来了一些风险。美国食品和药品管理局为数据使用和算法开发提供了指导
保护高危群体免受AI/ML算法的进一步歧视	制定战略来消除而不是加剧现有的健康不平等现象是至关重要的

注: AI—人工智能; ML—机器学习。

7.3 临床医师教育 临床医师需理解AI/ML技术及其在特定临床情境中的应用,并能在存在误差的背景下解释结果。同时应逐步增加对临床医师的数据科学培训,以确保其有效应用AI/ML和正确理解其局限性。

7.4 数据处理 确保AI/ML衍生的决策支持系统的透明度和临床可接受性,同时提高AI/ML衍生决策支持系统设计的严谨性和可重复性。

7.5 伦理学 应对提供数据以改善患者护理的人员给予支持和尊重,理解其对数据使用的不同看法,并确保其了解数据的用途,同时也要考虑到种族和民族对数据共享偏好的影响。

7.6 分配 AI/ML为精准医疗和个性化护理提供了手段,但个体数据的提取可能对健康和福祉产生负面影响,因此在算法开发中必须纳入具有人口代表性的数据集,优先考虑公平性,以实现医疗公平并避免加剧不公平现象。

7.7 偏倚 AI模型在不同人群中的表现可能因社会和统计偏倚而有所差异,导致对代表性不足的种族和民族群体预测不佳。尽管总体性能强大,但这些源于系统性歧视和训练数据中非代表性样本的偏倚仍然存在。

7.8 关注少数群体 在AI/ML驱动的数字卫生背景下,包容性的新理解应涉及情境感知技术的开发以及由地方和社区主导的创新方法,以便于重新设计、部署和验证数字技术。

7.9 公平 在消除各种歧视和数据偏见之前,AI/ML模型仍不会完全公平,因此必须将代表性不足的种族和民族纳入模型构建过程,并使用基于社区的参与性框架,以确保模型适用于所有人群。

7.10 意见采纳 要获得公众对AI/ML技术的信任,需要所有利益相关者的持续努力,通过公众参与和对话确保技术符合核心社会期望和价值观,并采用开源软件、民众科学和增加数据多样性等包容性方法推动更多的人参与。

7.11 法律 法律可以通过监管系统预防AI/ML危害或通过医疗事故相关条例纠正已造成的危害,但AI/ML的“黑匣子”性质使得确定护理标准和责任变得复杂,需要改进AI/ML算法以减轻偏见和提高稳健性。

7.12 AI/ML治理架构 由于医疗保健数据增长迅速,AI/ML的应用依赖于信任,但信任可能被各种因素侵蚀,因此需要建立治理架构保护数字数据并促进公共利益,以确保公平和有效的AI/ML技术发展,并通过算法审计减少偏见和不可靠决策对群体的负面影响。

7.13 责任 评估AI/ML算法的责任对平衡其风险和收益至关重要。治理架构应让所有利益相关者参与,不断评估算法的安全性和有效性,并进行上市后的安全性监测,确保开发者对潜在不良事件负责,同时明确医师的专业责任。

7.14 不良事件报告 为了确保患者安全,必须建立针对基于AI/ML的应用修改评估机制,并长期监测决策支持系统在临床环境中的使用,以避免隐性分层和其他意外后果。

7.15 定期更新 由于数据质量、人口特征和临床实践的变化,决策支持系统需要定期更新,以保持其可靠性和有效性,并精简系统升级过程。同时,设计持续学习的AI/ML算法以提高性能,并经常监测其实际应用情况。

7.16 网络安全 尽管在隐私和数据控制方面仍有问题,但可以通过设置适当的防火墙和网络安全措施来降低风险。包括医师、监管部门、患者等在内的社会各界需确定一个可接受的风险阈值,以实现数据共享,促进全球医学知识系统的发展。

8 总结

在精准医学时代的曙光中,无论是对心血管疾病,还是对脑血管病,将AI/ML应用于临床诊疗过程的优势已经日渐凸显。临床科学家和医师、计算机和数据科学家、患者权益团

体、卫生保健组织和政策制定者必须为基于AI/ML的数字健康的开发和应用制定原则和指导,这有助于改善疾病筛查,并为复杂疾病开发精确治疗方法。同时,对开发AI/ML工具的实施科学需求也十分迫切,其可以为基于AI/ML的精准医学创建更为合理的工作流程,以解决有待处理的核心临床或转化需求。需要注意的是,这一进程必须有机地纳入避免偏见和最大化推广调查结果的需求,以防止保健不公平现象持续存在。

利益冲突 所有作者均声明不存在利益冲突。

参考文献

- [1] KRITTANAWONG C, ROGERS A J, AYDAR M, et al. Integrating blockchain technology with artificial intelligence for cardiovascular medicine[J]. *Nat Rev Cardiol*, 2020, 17 (1) : 1-3.
- [2] ARMOUNDAS A A, NARAYAN S M, ARNETT D K, et al. Use of artificial intelligence in improving outcomes in heart disease: a scientific statement from the American Heart Association[J/OL]. *Circulation*, 2024, 149 (14) : e1028-e1050[2024-04-10]. <https://doi.org/10.1161/cir.0000000000001201>.
- [3] MENON B K, Neuroimaging in acute stroke[J]. *Continuum (Minneapolis)*, 2020, 26 (2) : 287-309.
- [4] TATSUGAMI F, HIGAKI T, NAKAMURA Y, et al. Deep learning-based image restoration algorithm for coronary CT angiography[J]. *Eur Radiol*, 2019, 29 (10) : 5322-5329.
- [5] LUB, LIHX, CHANG ZK, et al. A practical Alzheimer's disease classifier via brain imaging-based deep learning on 85 721 samples[J]. *J Big Data*, 2022, 9 (1) : 101.
- [6] CHILAMKURTHY S, GHOSH R, TANAMALA S, et al. Deep learning algorithms for detection of critical findings in head CT scans: a retrospective study[J]. *Lancet*, 2018, 392 (10162) : 2388-2396.
- [7] YAHAV-DOVRAT A, SABAN M, MERHAV G, et al. Evaluation of artificial intelligence-powered identification of large-vessel occlusions in a comprehensive stroke center[J]. *AJNR Am J Neuroradiol*, 2021, 42 (2) : 247-254.
- [8] QIU W, KUANG H L, TELEG E, et al. Machine learning for detecting early infarction in acute stroke with non-contrast-enhanced CT[J]. *Radiology*, 2020, 294 (3) : 638-644.
- [9] QIU W, KUANG H L, OSPPEL J M, et al. Automated prediction of ischemic brain tissue fate from multiphase computed tomographic angiography in patients with acute ischemic stroke using machine learning[J]. *J Stroke*, 2021, 23 (2) : 234-243.
- [10] HARVEY H G B. A standardised approach for preparing imaging data for machine learning tasks in radiology. *Artificial intelligence in medical imaging: opportunities, applications and risks*[J/OL]. Springer International Publishing, 2019, 61-72[2024-05-01]. https://link.springer.com/chapter/10.1007/978-3-319-94878-2_6.
- [11] AHN J C, ATTIA Z I, RATTAN P, et al. Development of the AI-Cirrhosis-ECG score: an electrocardiogram-based deep learning model in cirrhosis[J]. *Am J Gastroenterol*, 2022, 117 (3) : 424-432.
- [12] ADEDINSEWO D A, JOHNSON P W, DOUGLASS E J, et al. Detecting cardiomyopathies in pregnancy and the postpartum period with an electrocardiogram-based deep learning model[J]. *Eur Heart J Digit Health*, 2021, 2 (4) : 586-596.
- [13] AL-ZAITI S S, MARTIN-GILL C, ZÈGRE-HEMSEY J K, et al. Machine learning for ECG diagnosis and risk stratification of occlusion myocardial infarction[J]. *Nat Med*, 2023, 29 (7) : 1804-1813.
- [14] BAZOUKIS G, HALL J, LOSCALZO J, et al. The inclusion of augmented intelligence in medicine: a framework for successful implementation[J/OL]. *Cell Rep Med*, 2022, 3 (1) : 100485[2024-05-10]. <https://doi.org/10.1016/j.xcrm.2021.100485>.
- [15] AL-ZAITI S S, ALGHWIRI A A, HU X, et al. A clinician's guide to understanding and critically appraising machine learning studies: a checklist for ruling out bias using standard tools in machine learning (ROBUST-ML) [J]. *Eur Heart J Digit Health*, 2022, 3 (2) : 125-140.
- [16] SEVAKULA R K, AU-YEUNG W M, SINGH J P, et al. State-of-the-art machine learning techniques aiming to improve patient outcomes pertaining to the cardiovascular system[J/OL]. *J Am Heart Assoc*, 2020, 9 (4) : e013924[2024-05-10]. <https://doi.org/10.1161/JAHA.119.013924>.
- [17] AL HINAI G, JAMMOUL S, VAJIHI Z, et al. Deep learning analysis of resting electrocardiograms for the detection of myocardial dysfunction, hypertrophy, and ischaemia: a systematic review[J]. *Eur Heart J Digit Health*, 2021, 2 (3) : 416-423.
- [18] RUPPEL H, FUNK M, WHITTEMORE R. Measurement of physiological monitor alarm accuracy and clinical relevance in intensive care units[J]. *Am J Crit Care*, 2018, 27 (1) : 11-21.
- [19] AU-YEUNG W M, SAHANI A K, ISSELBACHER E M, et al. Reduction of false alarms in the intensive care unit using an optimized machine learning based

- approach[J/OL]. *NPJ Digit Med*, 2019, 2: 86[2024-05-10]. <https://doi.org/10.1038/s41746-019-0160-7>.
- [20] BOLLEPALLI S C, SEVAKULA R K, AU-YEUNG W M, et al. Real-time arrhythmia detection using hybrid convolutional neural networks[J/OL]. *J Am Heart Assoc*, 2021, 10 (23) : e023222[2024-05-10]. <https://doi.org/10.1161/JAHA.121.023222>.
- [21] MURALITHARAN S, NELSON W, DI S, et al. Machine learning-based early warning systems for clinical deterioration: systematic scoping review[J/OL]. *J Med Internet Res*, 2021, 23 (2) : e25187[2024-05-10]. <https://doi.org/10.2196/25187>.
- [22] RUSH B, CELI L A, STONE D J. Applying machine learning to continuously monitored physiological data[J]. *J Clin Monit Comput*, 2019, 33 (5) : 887-893.
- [23] HENRY K E, ADAMS R, PARENT C, et al. Factors driving provider adoption of the TREWS machine learning-based early warning system and its effects on sepsis treatment timing[J]. *Nat Med*, 2022, 28 (7) : 1447-1454.
- [24] WARTTIG S, ALDERSON P, EVANS D J, et al. Automated monitoring compared to standard care for the early detection of sepsis in critically ill patients[J/OL]. *Cochrane Database Syst Rev*, 2018, 6 (6) : CD012404[2024-05-10]. <https://doi.org/10.1002/14651858.CD012404.pub2>.
- [25] SHIMABUKURO D W, BARTON C W, FELDMAN M D, et al. Effect of a machine learning-based severe sepsis prediction algorithm on patient survival and hospital length of stay: a randomised clinical trial[J/OL]. *BMJ Open Respir Res*, 2017, 4 (1) : e000234[2024-05-10]. <https://doi.org/10.1136/bmjresp-2017-000234>.
- [26] CLIFTON D A, WONG D, CLIFTON L, et al. A large-scale clinical validation of an integrated monitoring system in the emergency department[J]. *IEEE J Biomed Health Inform*, 2013, 17 (4) : 835-842.
- [27] GUIDI G, POLLONINI L, DACSO C C, et al. A multi-layer monitoring system for clinical management of congestive heart failure[J/OL]. *BMC Med Inform Decis Mak*, 2015, 15 Suppl 3 (Suppl 3) : S5[2024-05-10]. <https://doi.org/10.1186/1472-6947-15-S3-S5>.
- [28] BONSIGNORE L, BLOOM N, STEINHAUSER K, et al. Evaluating the feasibility and acceptability of a telehealth program in a rural palliative care population: TapCloud for palliative care[J]. *J Pain Symptom Manage*, 2018, 56 (1) : 7-14.
- [29] PEREZ M V, MAHAFFEY K W, HEDLIN H, et al. Large-scale assessment of a smartwatch to identify atrial fibrillation[J]. *N Engl J Med*, 2019, 381 (20) : 1909-1917.
- [30] KAISER J. 200 000 whole genomes made available for biomedical studies[J/OL]. *Science*, 2021, 374 (6571) : 1036[2024-05-10]. <https://doi.org/10.1126/science.acx9689>.
- [31] YANG C C, HSU Y L. A review of accelerometry-based wearable motion detectors for physical activity monitoring[J]. *Sensors (Basel)*, 2010, 10 (8) : 7772-7788.
- [32] ELGART M, LYONS G, ROMERO-BRUFU S, et al. Non-linear machine learning models incorporating SNPs and PRS improve polygenic prediction in diverse human populations[J/OL]. *Commun Biol*, 2022, 5 (1) : 856[2024-05-10]. <https://doi.org/10.1038/s42003-022-03812-z>.
- [33] GU J Q, ZHAO H, GUO X Y, et al. A high-performance SNP panel developed by machine-learning approaches for characterizing genetic differences of Southern and Northern Han Chinese, Korean, and Japanese individuals[J]. *Electrophoresis*, 2022, 43 (11) : 1183-1192.
- [34] GUROVICH Y, HANANI Y, BAR O, et al. Identifying facial phenotypes of genetic disorders using deep learning[J]. *Nat Med*, 2019, 25 (1) : 60-64.
- [35] BOS J M, ATTIA Z I, ALBERT D E, et al. Use of artificial intelligence and deep neural networks in evaluation of patients with electrocardiographically concealed long QT syndrome from the surface 12-lead electrocardiogram[J]. *JAMA Cardiol*, 2021, 6 (5) : 532-538.
- [36] WU T T, ZHENG R F, LIN Z Z, et al. A machine learning model to predict critical care outcomes in patient with chest pain visiting the emergency department[J/OL]. *BMC Emerg Med*, 2021, 21 (1) : 112[2024-05-10]. <https://doi.org/10.1186/s12873-021-00501-8>.
- [37] ZHAO J, FENG Q P, WU P, et al. Learning from longitudinal data in electronic health record and genetic data to improve cardiovascular event prediction[J/OL]. *Sci Rep*, 2019, 9 (1) : 717[2024-05-10]. <https://doi.org/10.1038/s41598-018-36745-x>.
- [38] BOWER J K, PATEL S, RUDY J E, et al. Addressing bias in electronic health record-based surveillance of cardiovascular disease risk; finding the signal through the noise[J]. *Curr Epidemiol Rep*, 2017, 4 (4) : 346-352.
- [39] SUBBASWAMY A S P, SARIA S. Preventing failures due to dataset shift: predictive models that transport[J/OL]. *ArXiv Preprint*, 2023[2024-05-10]. <https://arxiv.org/abs/1812.04597>.

收稿日期: 2024-05-27

本文编辑: 栾璟煜