

DOI: 10.14188/j.1671-8852.2025.1386

文章编号 1671-8852(2026)06-0755-07

人工智能在晕厥诊治中的应用与前景

相丹丹¹ 刘平¹ 王瑜丽¹ 叶冠华² 杜军保^{1,3} 廖莹^{1,3} 金红芳^{1,3}

¹北京大学第一医院儿童医学中心 北京 100034;

²北京邮电大学 北京 100876;

³血管稳态与重构全国重点实验室 北京 100191

摘要 晕厥是指由于脑灌注不足引发的短暂性意识丧失,其病因多样。晕厥反复发作不仅影响患者的生活质量,还可能危及生命。及时、准确诊断晕厥病因、对患者进行风险分层并以此制定合理有效的长期管理策略已成为临床上亟待解决的问题。依托人工智能算法所开发的模型在识别晕厥、诊断病因、评估疾病风险、选择住院时机和确定检查需求方面展现出了潜力,有望成为助力晕厥管理的新工具。该文将对人工智能在晕厥领域的应用现状作一综述。

关键词 晕厥;人工智能;风险分层;诊断;预测

中图分类号 R725.9

文献标志码 A

Application and prospects of artificial intelligence in syncope diagnosis and treatment

XIANG Dandan¹, LIU Ping¹, WANG Yuli¹, YE Guanhua², DU Junbao^{1,3}, LIAO Ying^{1,3}, JIN Hongfang^{1,3}

¹Children's Medical Center, Peking University First Hospital, Beijing 100034, China;

²Beijing University of Posts and Telecommunications, Beijing 100876, China;

³State Key Laboratory of Vascular Homeostasis and Remodeling, Beijing 100191, China

Abstract

Syncope refers to a transient loss of consciousness caused by cerebral hypoperfusion, with diverse underlying etiologies. Recurrent episodes of syncope not only impair patients' quality of life but can also be life-threatening. Consequently, the timely and accurate identification of syncope etiologies, risk stratification of patients, and formulation of rational, effective long-term management strategies have emerged as pressing clinical priorities. Artificial intelligence (AI)-enabled models have demonstrated considerable potential in syncope identification, etiology diagnosis, disease risk assessment, determination of optimal hospitalization timing, and identification of examination requirements. Such models are anticipated to serve as novel tools for facilitating syncope management. This article provides a review of the current applications of AI in the field of syncope.

Key Words Syncope; Artificial Intelligence; Risk Stratification; Diagnosis; Prediction

晕厥是指由于脑灌注不足引发的短暂性意识丧失,伴有姿势不能维持的症状,该病发作迅速、持

续时间短且可以自发完全恢复^[1]。晕厥反复发作影响患者的生活质量,甚至会危及患者生命。以晕厥

作者简介:相丹丹,女,1998—,医学硕士,主要从事儿童心血管相关研究,E-mail: xiangdandan@bjmu.edu.cn。

通信作者:金红芳,E-mail: jinhongfang51@126.com。

为主诉的就诊人次占全球所有急诊就诊次数的0.6%~3%^[2-3],其中约12%~86%的患者会住院,接受详细病史询问,全面体格检查、心脑检查及直立倾斜试验等系列过程进一步评估病情,为家庭及社会带来了巨大的医疗负担^[4-6]。即便如此,仍有10%~42.1%的晕厥患者出院时病因不明^[7]。因此,及时、准确诊断晕厥病因、对患者进行风险分层并以此制定合理有效的长期管理策略已成为临床上亟待解决的问题。

近年来,人工智能技术的兴起对医疗领域产生了重要影响^[8]。海量电子记录形式的患者数据为人工智能在医学领域应用创造了条件。人工智能算法可以实现具体任务的知识建立,形成确定性算法,使计算机系统遵循复杂的人类编程规则来执行任务。目前已经有许多学者基于晕厥诊断、风险分层等问题开发了相应的人工智能算法模型(见附表S1,手机扫描本文OSID二维码可见),这些模型在优化晕厥诊断及治疗流程、提升医疗服务效率并节省医疗成本方面展现的潜力令人期待。本文将对人工智能在晕厥领域的应用现状作一综述。

1 辅助晕厥的识别及病因判断

1.1 识别晕厥 晕厥的症状表现容易与其他造成一过性意识丧失(transient loss of consciousness, TLOC)的疾病(如头部创伤、代谢性或心因性原因及癫痫等)混淆。病史是判别真假性晕厥的重要依据,需要具备专业知识的医生详细采集病史后再判断,机器学习有望简化这一过程,节省医疗机构的用人及时间成本。WARDROPE等^[9]在一项研究中纳入300例TLOC患者,其中癫痫、心因性晕厥及自主神经介导性晕厥(neurally mediated reflex syncope, NMS)各100例,基于患者及目击者的调查问卷结果建立了随机森林机器学习模型,表明患者症状、合并症及目击者报告信息能有效区分晕厥与其他常见的TLOC疾病,准确率为78.3%;但该模型依赖于目击证人提供信息,晕厥发作的不确定性无法满足现场必然存在目击证人的条件。DIPAOLA等^[10]分析了30 320份电子病历记录,包括患者临床特征、病史及出院诊断、诊断ICD-9-CM编码等数据,使用标准化基尼指数特征选择器与支持向量机分类器结合,构建了能利用病历信息自动识别晕厥患者的自然语言模型,模型敏感度为92.2%,阳性预测值为47.4%,与手动审查电子病历相比,可节

省96%的分析时间。随后,LEVRA等人^[11]研究通过分析15 222份电子病历构建了在急诊科区分晕厥及TLOC患者的多语言自然语言处理模型,其受试者工作特征曲线下面积(area under the receiver operating characteristic curve, AUROC)为0.97;即使电子病历中未明确提及晕厥,该模型仍能识别晕厥患者,并能识别晕厥前常见的先兆症状,为在不同语言情境的医疗环境中快速识别晕厥患者提供了可能性。虽然这些研究提示机器学习算法模型具有通过病史资料识别晕厥患者的潜力,但研究结果缺少大规模外部验证,其实际应用价值仍需在真实世界中进一步验证。

1.2 识别晕厥病因 晕厥的病因多样,包括自主神经介导性晕厥、心源性晕厥以及原因不明性晕厥等,确定晕厥的病因对于疾病风险分层、制定治疗方案至关重要。

1.2.1 识别自主神经介导性晕厥 自主神经介导性晕厥是一类自主神经系统功能障碍或反射调节异常导致的良性疾病,是儿童青少年最常见的晕厥原因,包括血管迷走性晕厥、体位性心动过速综合征、直立性低血压、直立性高血压、坐位性心动过速综合征和坐位性高血压等^[12]。此类疾病不会直接威胁患者生命,但晕厥反复发作可能会带来躯体损伤及心理障碍,影响患者生活质量。

基于现有临床信息开发的机器学习模型在辅助诊断NMS方面显示出潜力。刘彤和李歆慕团队^[13-14]先后通过分析成人晕厥患者的心电图参数、临床特征及心肌酶等检验结果构建了能够识别NMS患者的随机森林算法模型, AUROC分别为0.660和0.664,模型结果虽然不优于准确率达94.7%病史采集诊断法^[15],但其所使用指标较少(氨基末端脑利钠肽前体、年龄、心肌肌钙蛋白I和肌酸激酶同工酶),且模型所采用指标打破了病史回顾不准确的限制,有利于提高诊断效率。另外,此类机器学习模型还有助于识别高度指示疾病的新特征,增加对疾病认识,如OWEN等^[16]通过无监督的学习方式分析老年人人体位变化后的心搏间期数据探索血压谱系,识别出初始型、经典型直立性低血压及直立性高血压三个聚类;进一步研究提示三组患者在肌肉含量及衰弱评分方面有差异,提示机器学习的聚类分析在协助探索相同临床表现背后的不同病生理亚型方面具有一定临床应用前景。

1.2.2 识别心源性晕厥 心源性晕厥是指由心脏结构或电活动异常引起的晕厥^[17]。持续性心律失常

常、心肌病、急性心肌梗死、主动脉夹层等疾病均可诱发心源性晕厥。心电图(electrocardiogram, ECG)作为临床常规检查手段,可客观反映心脏的电活动、心肌供血、心脏结构和功能等多方面的信息,是评估病情的重要检查手段。但心电图判读需专业医生,且部分患者在非发作期间心电图无明显异常,这为心源性晕厥患者的病情评估带来困难。随着人工智能技术的发展,尤其是基于深度学习和神经网络算法的模型,在挖掘利用心电图中所蕴涵的信息方面显示出的潜力令人期待。这类模型在辅助疾病诊断及预后评估中可能发挥积极作用。

1.2.2.1 识别心律失常 心律失常包括窦房结病变、房性心律失常及室性心律失常等多种类型,是导致患者发生心源性晕厥,甚至是猝死的重要原因,准确识别心律失常类型并采取对应措施有助于降低不良事件的发作风险。

在常规心电图的判读方面,ZHU等人^[18]利用来自70 692名患者的180 112份心电图所开发的心电图判读模型,可识别21种心律失常类型,涵盖了大多数心律及传导异常,模型AUROC为0.983,其判读能力优于具有12年工作经验的心脏病科心电图医师。结果提示,利用人工智能所开发的心电图自动读图模型^[18-21]有助于打破心电图判读经验限制并提高判读效率,但其实际临床价值仍有待于大规模前瞻性研究的验证。

人工智能除了有望代替人类实现心电图判读外,还在实现目前人类未到达的目标——基于窦性心电图识别心律失常方面显示出潜力。常规12导联心电图对偶发性心律失常的诊断率较低,长程不间断直至抓取到心律失常发作的心电监测在现阶段的医疗实践中几乎难以实现,基于“正常心电图”识别心律失常为解决这一痛点带来了希望。AT-TIA等人^[22]利用180 922名患者的649 931份正常窦性心律心电图所开发的基于窦性心电图检测房颤的模型AUROC为0.87,总体准确率为79.4%,有助于提高房颤的筛查效率。此外,初步研究表明人工智能模型还可以从常规心电图识别出长QT综合征(long QT syndrome, LQTS)、Brugada综合征等遗传性心律失常^[23-25]。JIANG等人^[23]纳入990名接受基因检测的疑似遗传性心律失常患者的4 521份心电图,构建了识别LQTS的卷积神经网络模型,模型AUROC为0.93;另一项研究^[26]结果则提示卷积神经网络模型能够利用心电图识别隐匿性LQTS,即校正QT间期在正常范围内的LQTS,

模型AUROC为0.863;这些模型在区分不同基因型的LQTS(AUROC:0.863~0.944)方面也表现良好^[23]。这体现了基于心电图形态进行基因型分类的可能性,在进一步前瞻性研究的支持下有望为简化LQTS患者的诊断及判断是否需要进一步基因检测提供参考。

1.2.2.2 识别心脏结构异常 心脏结构异常泛指心脏或大血管在瓣膜、心腔、室壁、心肌或连接血管上的任何解剖学异常,可导致血流动力学改变、心功能下降或心律失常,引发心源性晕厥,危及生命。排除心脏结构异常是晕厥患者病情评估的重要环节。在先天性心脏病(包括左心发育不良综合征、肺动脉闭锁、法洛四联症、完全性肺静脉异位引流、大动脉转位、房室间隔缺损等)方面,CHEN等^[27]基于65 869例心电图数据集开发了早期检测先天性心脏病的人工智能模型,模型在真实世界数据集中AUROC可达0.915,特异性为0.881,在两个外部测试集中进行外部验证后结果表明其检测性能超越了心脏病专家。COHEN-SHELLY等^[28]利用在梅奥诊所就诊的258 607名成年患者的年龄、性别及心电图资料,训练了一个用于识别中重度主动脉瓣狭窄患者的卷积神经网络模型,模型AUROC为0.87,有望成为未来在社区中主动脉瓣狭窄筛查的辅助工具。

1.2.2.3 识别其他致心源性晕厥的疾病 除了上述心律失常及心脏结构性病变,心肌梗死、肺动脉高压及主动脉夹层等疾病也会导致心源性晕厥。这些疾病的诊断往往需要依赖血液检测、胸腹CT、心脏超声、有创导管测压等方法,而利用心电图、肌钙蛋白等方便易得的临床信息所开发的人工智能模型在心肌梗死^[29-31]、肺动脉高压^[32]及主动脉夹层^[33]等疾病的识别方面也崭露头角,并在疾病早期快速评估,减少漏诊,高效分配医疗资源方面显示出潜力。

2 提高晕厥诊断的效率及安全性

直立倾斜试验(head-up tilt test, HUTT)是通过模拟患者体位改变,再现晕厥诱发情境以协助NMS诊断的重要检查方法^[12],但该检查持续时间长,并可能诱发心率、血压下降等事件,为受检者带来不适。基于HUTT检查期间的心率、血压及心电图信息所开发的机器学习模型,不仅可以辅助HUTT结果分类^[34-36],还有望预测HUTT检查结果,缩短

HUTT 持续时间,提高检查期间患者舒适度。

KHODOR 等人^[37]提取 66 名受试者倾斜体位前 15 min 心电图中的压力反射反应及 RR 间期时间序列的线性和非线性参数,构建了预测 HUTT 过程是否出现晕厥的支持向量机模型,模型可正确预测 85% 的晕厥患者,提示机器学习模型有根据 HUTT 早期数据预测检查结果的潜力。随后,HE 等人^[38]纳入更多受试者及其生理指标进行了研究,其通过分析 209 名受试者 HUTT 期间 5 min 平卧位和 13 min 倾斜位的血流动力学信号,包括心率、心率变异性指数、收缩压、舒张压、平均动脉压、左室舒张末期容积、总外周阻力、心输出量和每搏输出量等指标,建立了早期预测 HUTT 结果的支持向量机模型,模型 AUROC 为 0.94,敏感度为 0.86,特异度为 0.82,该研究提示 HUTT 最大持续时间可从 35 min 缩短至 13 min,但该结果仍需进一步验证。SCHANG 等^[39]的前瞻性研究结果表明,通过分析 HUTT 平卧位数据可提前预测晕厥是否发生,研究采集 128 例反复晕厥患者年龄、性别及直立倾斜试验仰卧位期间的心电图和经胸阻抗波形参数等信息,开发了支持向量机模型,其敏感性为 94%,特异性为 79%,提示基于基线数据的机器学习模型有预测 HUTT 结果的潜能。MYROVALI 等人^[40]的研究结果也为这种可能提供了支持,但是此类模型是否能应用于 NMS 患者的诊断还需要更多、更大样本量的临床研究去验证。

人工智能模型在实时预警晕厥事件发作前也有一定的临床应用前景,有望为医护人员及患者采取应对措施提供宝贵的临床反应时间。VIRAG 等人^[41]纳入 1 155 例接受 HUTT 的晕厥患者,通过分析 HUTT 期间的 RR 和 SBP 的趋势及其变异性,建立了可提前 0~30 min 发出晕厥警报的模型,模型敏感度 95%,特异度 93%,但是该模型的预测时间窗距离晕厥发作较长,不利于临床应用。MEYER 等^[42]及 COUCEIRO 等^[43]的研究弥补了上述缺陷,其研究分别基于 14 例及 30 例疑似 NMS 患者的心电图参数等数据,建立了晕厥实时预测模型,模型分别可在晕厥发生前(99±108) s 及 116.4 s 发出预测报警,但研究纳入样本量较少,有待于在更多患者中验证。最近,CHOI 等人^[44]分析了 1 348 名患者的 HUTT 期间连续监测的血压数据,该研究消除对人工提取特征的依赖,构建了实时评估晕厥发作风险的卷积神经网络模型,模型敏感性及特异性分别为 94.74% 和 94.27%,可平均提前 165.35 s 检测到

晕厥的发生。

3 辅助晕厥患者的风险分层

晕厥的病因复杂多样,恶性病因所致晕厥可反复发作,临床快速风险评估存在一定的难度。目前有一些用于风险分层的方法,比如旧金山晕厥规则(San Francisco syncope rule, SFSR)、急诊科晕厥风险分层规则(risk stratification of syncope in the emergency department, ROSE)及加拿大晕厥风险评估分(Canadian syncope risk score, CSRS)、拉齐奥地区晕厥评分(osservatorio epidemiologico sulla sincope nel Lazio, OESIL)等^[1,17,45-47],但这些分层工具缺乏一致性,欧洲心脏病学会晕厥指南将这些风险分层工具划分为 II b 类建议^[48],因此亟待探索能有效预测晕厥后不良事件风险的晕厥风险分层新工具。

约 10% 就诊于急诊科的晕厥患者短期内会出现各种不良事件^[1]。国内的一项研究^[49]提示晕厥患者的短期不良事件比例高达 41.1%,识别短期不良事件发作高风险患者有助于降低晕厥患者不良预后概率。COSTANTINO 等人^[50]通过分析 1 844 例晕厥病人数据样本,提取了包括基本信息、ECG 参数、病史在内的 10 个特征,构建了可以识别晕厥后短期(7~10 d)不良事件的人工神经网络算法模型,模型 AUROC 最高可达 0.78,优于传统的晕厥风险评估方法。基于此研究基础,该团队进一步开发了评估此类病人住院需求的神经网络模型,该模型的敏感度为 100%,但是特异度只有 79%^[51],提示人工智能模型具有协助医疗决策以高效利用现有资源,减少不适当治疗和住院的成本,改进晕厥患者管理的潜力,但存在过拟合可能,研究结论仍需进一步验证。DIPAOLA 等^[52]及 GRANT 等^[53]的研究则延长了风险预测的时间窗,研究分别采用 7 849 例及 266 例晕厥患者的病史及检查资料开发了预测晕厥后 30 d 内不良事件风险的机器学习模型,这些模型的预测能力与传统晕厥评分(如 CSRS)相比并没有额外的优势,但其所使用的预测变量更少。

4 协助医疗决策,节约医疗成本

除了晕厥诊断与风险预测之外,人工智能模型在预测住院时间^[54-55]、协助医疗资源分配等方面也展现出了应用前景,未来有望为节约医疗成本提供助力。LEE 等人^[54]利用国家急诊科样本数据库中

超过400万名晕厥患者的数据,训练并验证了预测住院时间的多层感知器神经网络模型,可预测短住院时间(≤ 48 h)与长住院时间(> 48 h),AUROC为0.81,通过预测住院时间可能避免不必要的长时间住院导致的资源占用及院内感染风险。超声心动图是晕厥患者病情评估的重要检查手段,90%的晕厥患者需要完成此项目检查,且部分患者需住院等待检查次序。GOLDSMITH等人^[56]针对美国急诊科晕厥患者的研究预测,基于人工智能辅助的经胸超声心动图优先策略预计可避免 $(468\,000 \pm 141\,000)$ 例超声心动图检查,节省平均 (8.15 ± 2.60) 亿美元,并避免占用 $(12\,500\,000 \pm 4\,600\,000)$ h的床位。但需要注意的是,上述优先策略是否能真正应用于临床实践,是否能产生良好的临床诊治效果,是否能获得预期经济效益,还需要未来更进一步的临床研究去验证。

5 前景与挑战

依托于人工智能的机器学习模型工具为晕厥的诊断、风险分层及管理带来了新的希望,但是人工智能在晕厥临床诊治领域中应用的未来发展仍有很多可供探索的新方向,例如可穿戴技术的发展为人工智能模型更加便利地服务于患者提供了可能。目前,具有记录单导联心电图和连续血压监测功能的智能手表已经成熟应用^[57-58]。可穿戴设备与基于心电图及血压监测的人工智能模型联合有望成为个人的“健康小管家”,包括但不限于为晕厥患者发送症状即将发作或需要就医的提醒,以提前预警,最终可降低不良事件风险。GROPPELLI等人^[59]的研究结果提示新型腕表式血压监测仪可以在反射性晕厥患者晕厥前检测到血压下降,与无创指套连续血压监测的结果具有一致性,这为预警提供可能性。

在我们为人工智能在提升晕厥临床诊治水平及节约医疗开支等方面可能产生的社会经济效益鼓舞时,也需要关注到人工智能应用于临床实践中可能面临多种影响其推广应用的挑战:

(1)人工智能所依托的信号采集终端的精确度和稳定性还有待提高。以可穿戴设备为例,与运动相关的伪影、个体血管分布的差异性、传感器相对于个体心脏的位置等因素都会影响读数,降低记录信号的质量,从而损害人工智能分析的可靠性。

(2)未来还需要开展多中心、多功能及多模式

的高质量研究去开发经过严格验证且性能稳定人工智能模型。高质量的数据是良好模型性能的关键,纳入数量足够、标签正确、信息完整、质量标准统一的数据对于模型的性能影响重大^[60]。

(3)人工智能开发过程中需要注意尽可能实现“透明化”的决策过程。对人工智能模型工作原理的清晰解释有利于提高临床医生和患者的可接受性,有利于减轻双方对于人工智能产生不可预测或错误结果的担忧。

(4)合理有效的监管、评价体系也是人工智能模型进入临床应用不可或缺的一环,制定明确的验证标准和使用指南有利于规范、监管、导向人工智能应用的研究,促进人工智能软件以及基于其开发的可穿戴设备进入医疗设备行列。

(5)人工智能模型的训练需要使用大量患者的个人健康信息,需要通过特定的法律法规加强数据管理规范以保护患者隐私。

综上,目前有越来越多的研究表明人工智能在辅助晕厥管理方面显示出良好的临床前景,但其在临床应用方面的潜力还有待进一步开发。人工智能从晕厥的临床研究到临床实践还有很多挑战和困难需要克服,目前阶段对于晕厥患者的临床决策中临床医生和临床技能仍然处于核心地位,但是合理应用人工智能可以作为临床管理的辅助工具,并有助于提高临床决策效率和效能。



开放科学(资源服务)标识码(OSID):

参考文献

- [1] BRIGNOLE M, MOYA A, DE LANGE F J, et al. 2018 ESC Guidelines for the diagnosis and management of syncope[J]. Kardiol Pol, 2018, 76(8): 1119-1198.
- [2] TORABI P, RIVASI G, HAMREFORS V, et al. Early and late-onset syncope: Insight into mechanisms[J]. Eur Heart J, 2022, 43(22): 2116-2123.
- [3] CANAKCI M E, SEVIK O E, ACAR N. How should we approach syncope in the emergency department? Current perspectives[J]. Open Access Emerg Med, 2022, 14: 299-309.
- [4] STEINBERG L A, KNILANS T K. Syncope in children: Diagnostic tests have a high cost and low yield[J]. J Pediatr, 2005, 146(3): 355-358.
- [5] 蔺婧,王瑜丽,张清友,等. 儿童青少年晕厥疾病谱近30年变化及卫生经济学分析单中心报告[J]. 中国实

- 用儿科杂志, 2016, 31(5): 350-355.
- LIN J, WANG Y L, ZHANG Q Y, et al. Underlying disease spectrum of syncope in children and adolescents in the past 30 years and health economic analysis: A single center report[J]. *Chin J Pract Pediatr*, 2016, 31(5): 350-355.
- [6] REDD C, THOMAS C, WILLIS M, et al. Cost of unnecessary testing in the evaluation of pediatric syncope[J]. *Pediatr Cardiol*, 2017, 38(6): 1115-1122.
- [7] JOY P S, KUMAR G, OLSHANSKY B. Syncope: Outcomes and conditions associated with hospitalization[J]. *Am J Med*, 2017, 130(6): 699-706. e6.
- [8] 申喜凤, 李美婷, 南嘉乐, 等. 医学人工智能发展态势分析及问题浅析[J]. *科技管理研究*, 2023, 43(7): 193-198.
- SHEN X F, LI M T, NAN J L, et al. Analysis on the development trend and problems of medical artificial intelligence[J]. *Sci Technol Manag Res*, 2023, 43(7): 193-198.
- [9] WARDROPE A, JAMNADAS-KHODA J, BROADHURST M, et al. Machine learning as a diagnostic decision aid for patients with transient loss of consciousness[J]. *Neurol Clin Pract*, 2020, 10(2): 96-105.
- [10] DIPAOLO F, GATTI M, PACETTI V, et al. Artificial intelligence algorithms and natural language processing for the recognition of syncope patients on emergency department medical records[J]. *J Clin Med*, 2019, 8(10): 1677.
- [11] LEVRA A G, GATTI M, MENE R, et al. A large language model-based clinical decision support system for syncope recognition in the emergency department: A framework for clinical workflow integration[J]. *Eur J Intern Med*, 2025, 131: 113-120.
- [12] WANG C, LIAO Y, WANG S, et al. Guidelines for the diagnosis and treatment of neurally mediated syncope in children and adolescents (revised 2024)[J]. *World J Pediatr*, 2024, 20(10): 983-1002.
- [13] 刘彤, 高欣怡, 李歆慕. 人工智能心电图协助诊断晕厥原因探索[J]. *中国心血管病研究*, 2024, 22(3): 203-206.
- LIU T, GAO X Y, LI X M. Exploration of artificial intelligence electrocardiogram to assist in diagnosing the causes of syncope[J]. *Chin J Cardiovasc Res*, 2024, 22(3): 203-206.
- [14] 李歆慕, 章德云, 高欣怡, 等. 人工智能心电图及患者特征诊断反射性晕厥[J]. *中华心律失常学杂志*, 2022, 26(5): 418-423.
- LI X M, ZHANG D Y, GAO X Y, et al. An artificial intelligence model based on clinical characteristics and electrocardiogram parameters for diagnosis of reflex syncope[J]. *Chin J Card Arrhythm*, 2022, 26(5): 418-423.
- [15] DE JONG J S Y, BLOK M R S, THIJIS R D, et al. Diagnostic yield and accuracy in a tertiary referral syncope unit validating the ESC guideline on syncope: A prospective cohort study[J]. *Europace*, 2021, 23(5): 797-805.
- [16] OWEN C M, BACARDIT J, TAN M P, et al. Artificial intelligence driven clustering of blood pressure profiles reveals frailty in orthostatic hypertension[J]. *Exp Physiol*, 2025, 110(2): 230-247.
- [17] SHEN W K, SHELDON R S, BENDITT D G, et al. Guideline for the Evaluation and Management of Patients With Syncope: Executive Summary: A Report of the American College of Cardiology/American Heart Association Task Force on Clinical Practice Guidelines and the Heart Rhythm Society[J]. *Circulation*, 2017, 136(5): e269-e270.
- [18] ZHU H L, CHENG C, YIN H, et al. Automatic multilabel electrocardiogram diagnosis of heart rhythm or conduction abnormalities with deep learning: A cohort study[J]. *Lancet Digit Health*, 2020, 2(7): e348-e357.
- [19] 张英, 党艳, 梁雪村. 基于变分模态分解和深度学习融合的心电信号分类诊断模型的构建和验证[J]. *中国循证儿科杂志*, 2024, 19(6): 464-468.
- ZHANG Y, DANG Y, LIANG X C. Construction and validation of an ECG signal classification model based on the fusion of variational mode decomposition and deep learning[J]. *Chin J Evid Based Pediatr*, 2024, 19(6): 464-468.
- [20] HANNUN A Y, RAJPURKAR P, HAGHPANAHI M, et al. Cardiologist-level arrhythmia detection and classification in ambulatory electrocardiograms using a deep neural network[J]. *Nat Med*, 2019, 25(1): 65-69.
- [21] SANGHA V, MORTAZAVI B J, HAIMOVICH A D, et al. Automated multilabel diagnosis on electrocardiographic images and signals[J]. *Nat Commun*, 2022, 13(1): 1583.
- [22] ATTIA Z I, NOSEWORTHY P A, LOPEZ-JIMENEZ F, et al. An artificial intelligence-enabled ECG algorithm for the identification of patients with atrial fibrillation during sinus rhythm: A retrospective analysis of outcome prediction[J]. *Lancet*, 2019, 394(10201): 861-867.
- [23] JIANG R, CHEUNG C C, GARCIA-MONTERO M, et al. Deep learning-augmented ECG analysis for screening and genotype prediction of congenital long QT syndrome[J]. *JAMA Cardiol*, 2024, 9(4): 377-384.
- [24] SRUTOVA M, KREMEN V, LHOTSKA L. Electrocardiographic discrimination of long QT syndrome genotypes: A comparative analysis and machine learning approach[J]. *Sensors*, 2025, 25(7): 2253.
- [25] ZANCHI B, FARACI F D, GHARAVIRI A, et al. Identification of Brugada syndrome based on P-wave

- features: An artificial intelligence-based approach[J]. *Europace*, 2023, 25(11): euad334.
- [26] 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.
- [27] CHEN J T, HUANG S, ZHANG Y, et al. Congenital heart disease detection by pediatric electrocardiogram based deep learning integrated with human concepts[J]. *Nat Commun*, 2024, 15(1): 976.
- [28] COHEN-SHELLY M, ATTIA Z I, FRIEDMAN P A, et al. Electrocardiogram screening for aortic valve stenosis using artificial intelligence[J]. *Eur Heart J*, 2021, 42(30): 2885-2896.
- [29] THAN M P, PICKERING J W, SANDOVAL Y, et al. Machine learning to predict the likelihood of acute myocardial infarction[J]. *Circulation*, 2019, 140(11): 899-909.
- [30] CHEN X H, GUO W Q, ZHAO L Y, et al. Acute myocardial infarction detection using deep learning-enabled electrocardiograms[J]. *Front Cardiovasc Med*, 2021, 8: 654515.
- [31] LIU W C, LIN C S, TSAI C S, et al. A deep learning algorithm for detecting acute myocardial infarction [J]. *EuroIntervention*, 2021, 17(9): 765-773.
- [32] LIU C M, SHIH E S C, CHEN J Y, et al. Artificial intelligence-enabled electrocardiogram improves the diagnosis and prediction of mortality in patients with pulmonary hypertension[J]. *JACC Asia*, 2022, 2(3): 258-270.
- [33] LIU W T, LIN C S, TSAO T P, et al. A deep-learning algorithm-enhanced system integrating electrocardiograms and chest X-rays for diagnosing aortic dissection[J]. *Can J Cardiol*, 2022, 38(2): 160-168.
- [34] HUSSAIN S, RAZA Z, VIJAY KUMAR T V, et al. Diagnosing neurally mediated syncope using classification techniques[J]. *J Clin Med*, 2021, 10(21): 5016.
- [35] HUSSAIN S, RAZA Z, GIACOMINI G, et al. Support vector machine-based classification of vasovagal syncope using head-up tilt test[J]. *Biology*, 2021, 10(10): 1029.
- [36] FERDOWSI M, KWAN B H, TAN M P, et al. Classification of vasovagal syncope from physiological signals on tilt table testing[J]. *Biomed Eng Online*, 2024, 23(1): 37.
- [37] KHODOR N, MATELOT D, CARRAULT G, et al. Kernel based support vector machine for the early detection of syncope during head-up tilt test[J]. *Physiol Meas*, 2014, 35(10): 2119-2134.
- [38] HE Z L, DU L D, DU S, et al. Machine learning for the early prediction of head-up tilt testing outcome[J]. *Biomed Signal Process Control*, 2021, 69: 102904.
- [39] SCHANG D, FEUILLOY M, PLANTIER G, et al. Early prediction of unexplained syncope by support vector machines[J]. *Physiol Meas*, 2007, 28(2): 185-197.
- [40] MYROVALI E, FRAGAKIS N, VASSILIKOS V, et al. Efficient syncope prediction from resting state clinical data using wavelet bispectrum and multilayer perceptron neural network[J]. *Med Biol Eng Comput*, 2021, 59(6): 1311-1324.
- [41] VIRAG N, SUTTON R, VETTER R, et al. Prediction of vasovagal syncope from heart rate and blood pressure trend and variability: Experience in 1,155 patients[J]. *Heart Rhythm*, 2007, 4(11): 1375-1382.
- [42] MEYER C, MORREN G, MUEHLSTEFF J, et al. Predicting neurally mediated syncope based on pulse arrival time: Algorithm development and preliminary results[J]. *J Cardiovasc Electrophysiol*, 2011, 22(9): 1042-1048.
- [43] COUCEIRO R, CARVALHO P, PAIVA R P, et al. Real-time prediction of neurally mediated syncope[J]. *IEEE J Biomed Health Inform*, 2016, 20(2): 508-520.
- [44] CHOI M, KIM D Y, HONG J M. Convolutional neural network-based method for the real-time detection of reflex syncope during head-up tilt test[J]. *Comput Methods Programs Biomed*, 2025, 264: 108622.
- [45] SANDHU R K, RAJ S R, THIRUGANASAMBANDAMOORTHY V, et al. Canadian cardiovascular society clinical practice update on the assessment and management of syncope[J]. *Can J Cardiol*, 2020, 36(8): 1167-1177.
- [46] WAKAI A, SINERT R, ZEHTABCHI S, et al. Risk-stratification tools for emergency department patients with syncope: A systematic review and meta-analysis of direct evidence for SAEM GRACE[J]. *Acad Emerg Med*, 2025, 32(1): 72-86.
- [47] 梁燕, 侯宏达, 刘彤. 晕厥患者危险分层系统[J]. *中华心律失常学杂志*, 2023, 27(1): 85-88.
- LIANG Y, HOU H D, LIU T. Risk stratification systems in patients with syncope[J]. *Chin J Card Arrhythm*, 2023, 27(1): 85-88.
- [48] STATZ G M, EVANS A Z, JOHNSTON S L, et al. Can artificial intelligence enhance syncope management?: A JACC: Advances Multidisciplinary Collaborative Statement[J]. *JACC Adv*, 2023, 2(3): 100323.
- [49] 穆洪, 刘杰昕, 石裕锋, 等. 4种风险评估方法预测晕厥短期不良事件的对比研究[J]. *中国医科大学学报*, 2023, 52(11): 961-964.
- MU H, LIU J X, SHI Y F, et al. Comparative study of four risk stratification tools for syncope[J]. *J China Med Univ*, 2023, 52(11): 961-964.