

人工智能在冠状动脉心脏病诊疗中的应用进展

于彦泽^{1,2#}, 赵翠婷^{1,2#}, 王永槐^{1,2}, 刘家宁^{1,2}, 冯庸³, 马春燕^{1,2}

1. 中国医科大学附属第一医院心血管超声科, 辽宁 沈阳 110001; 2. 辽宁省影像医学临床医学研究中心, 辽宁 沈阳 110001;

3. 沈阳工业大学软件学院, 辽宁 沈阳 110001

【摘要】 冠状动脉心脏病 (coronary heart disease, CHD) 是全球范围内的主要致死原因之一。尽管传统的诊疗手段已趋成熟, 但临床医师仍面临数据处理量大、主观差异性高及漏诊风险等挑战。近年来人工智能 (artificial intelligence, AI) 技术的发展为冠心病的预防、诊断及风险评估带来了革命性变化。本文梳理了 AI 在 CHD 早期筛查、辅助诊断及预后评估中的应用现状与关键技术, 重点分析 AI 在临床路径中各环节的研究进展, 探讨 AI 辅助下的临床应用价值, 旨在为临床医师提供全面的视角。同时, 尽管 AI 展现出了在临床背景下的强大应用价值, 但由于其面临模型黑盒特性明显、跨中心泛化能力不足及落地临床困难等挑战, 未来仍需通过医工融合与前瞻性多中心验证, 以期实现 AI 覆盖 CHD 全周期的精准医疗。

【关键词】 人工智能; 冠心病; 风险分层; 精准医疗

【中图分类号】 R540.4

【文献标志码】 A

【文章编号】 1672-6170(2026)04-0006-04

Progress on the application of artificial intelligence in the diagnosis and treatment of coronary heart disease

YU Yan-ze^{1,2#}, ZHAO Cui-ting^{1,2#}, WANG Yong-huai^{1,2}, LIU Jia-ning^{1,2}, FENG Yong³, MA Chun-yan^{1,2} 1. Department of Cardiovascular Ultrasound, The First Hospital of China Medical University, Shenyang 110001, China; 2. Clinical Medical Research Center of Imaging in Liaoning Province, Shenyang 110001, China; 3. College of Software, Shenyang University of Technology, Shenyang 110001, China

【Corresponding author】 MA Chun-yan

【Abstract】 Coronary heart disease (CHD) is one of the leading causes of death globally. Although traditional diagnostic and therapeutic methods have reached a level of maturity, clinicians continue to face challenges such as handling massive volumes of data, high inter-observer variability and the risk of missed diagnoses. In recent years, the development of artificial intelligence (AI) technology has brought revolutionary changes to the prevention, diagnosis and risk assessment of CHD. This article reviews the current status and key technologies of AI in early screening, assisted diagnosis and prognostic assessment of CHD. It focuses on analyzing the research progress of AI in each link of the clinical pathway and explores the clinical application value of AI assistance. We are aiming to provide clinicians with a comprehensive perspective. Despite the significant clinical applications of AI, challenges such as the "black box" effect of algorithms, insufficient cross-center generalization ability and difficulties in clinical implementation are remained. Therefore, medical-engineering integration and prospective multi-center trials is still needed in the future. The goal is to achieve precision medicine using AI that covers the entire lifecycle of CHD.

【Key words】 Artificial intelligence; Coronary artery disease; Risk stratification; Precision medicine

冠状动脉心脏病 (coronary heart disease, CHD) 是全球范围内的主要致死原因之一。尽管传统的诊疗手段已趋成熟, 但在早期风险预警、影像学精准定量以及个体化治疗决策方面, 临床医师仍面临数据处理量大、主观差异性高及漏诊风险等挑战。近年来, 人工智能 (artificial intelligence, AI) 技术的发展为 CHD 的预防、诊断及危险评估带来了颠覆性变化。

深度学习算法在分析冠状动脉计算机断层血

管造影 (coronary computed tomography angiography, CCTA) 和超声影像方面展现出显著优势, 其在斑块检测和狭窄评估的准确性上已部分接近资深医师水平^[1,2]。在风险预测领域, AI 通过整合临床指标、基因组学等多维数据, 目前已构建的模型 (如 Deep-Heart), 显著提升了心血管事件的早期预警能力^[3]。本文旨在梳理 AI 在 CHD 诊疗中的关键技术及临床应用路径, 以期临床实践提供部分参考。

1 CHD 诊疗中关键的 AI 技术

AI 在 CHD 领域的应用主要依赖于不同的学习模式, 这些技术根据临床数据的标注程度和任务需求发挥着各自的优势。

1.1 全监督学习 全监督学习 (fully supervised learning, FSL) 是目前 CHD 影像诊断中应用最广泛的技术, 该技术高度依赖专家标注的“金标准”数据。针对 CCTA 影像, 研究者利用 U-Net 模型实现了冠状动脉斑块的自动化分割与体积量化, 大幅提

【基金项目】 国家自然科学基金资助项目 (编号: 82402310, 82572250, 82472007)

【通讯作者简介】 马春燕, 女, 博士, 教授, 主任医师, 博士生导师。中华医学会超声医学分会常务委员暨心脏组副组长, 辽宁省医学会超声分科学会主任委员, 海峡两岸医药卫生交流协会超声医学分会副主任委员, 中国医师协会超声医师分会心脏超声专业常务委员, 亚太基层卫生协会超声医学分会一带一路专业委员会副主任委员, 辽宁省医师协会超声医师分会副会长等。主要研究方向: 超声心动图新技术和人工智能。

#共同第一作者

升了临床医师的阅片效率^[4];而在冠状动脉狭窄分级任务中,ResNet 与 DenseNet 等深度卷积神经网络通过学习大量标注好的样本,能够实现轻、中、重度狭窄的精准分类^[5]。此外,YOLO 系列目标检测算法被引入临床,用于实时检测冠状动脉钙化点或易损斑块的具体位置,辅助医师快速对高危病变部位进行定位^[6]。

1.2 半监督学习 由于对临床数据进行高质量标注费时费力,针对这一痛点,半监督学习(semi-supervised learning, SSL)展现出巨大潜力。该技术通过对少量已标注数据进行学习并为大量未标注数据生成“伪标签”,该技术有效提升了冠状动脉斑块自动检测的泛化能力。结合迁移学习技术,如利用在大规模图像库上预训练的 ViT 模型,可以显著优化心肌灌注分析的准确性,在减少对专家依赖的同时也保持了较高的诊断效能。

1.3 无监督学习(unsupervised learning, USL)

USL 无需预先标注,侧重于从数据中挖掘目前临床上未被注意的潜在规律。在 CHD 研究中,研究者采用 K-means 聚类算法对患者的冠状动脉炎症程度(如 FAI 评分)进行聚类分析,从而识别出具有不同炎症特征的亚组人群^[7]。同时,自编码器通过对高维数据的降维处理,用于分析 CCTA 中的血流动力学模式,经验证模型能够自主识别出异常的血流模式,为临床早期发现隐匿性缺血提供了新视角^[8]。

2 AI 在 CHD 诊疗中的应用

2.1 风险筛查与早期预警 对 CHD 进行早期干预能显著改善患者预后。目前 AI 通过整合电子病历、基因组学及影像组学等多模态数据,已经可以构建出高精度的早期风险预警模型。该类应用的核心目的在于识别早期临床的高危个体。研究表明,AI 模型不仅能对常规指标进行分析学习,还能关注到医师难以发现的临床特征,从而对未来可能发生的不良心血管事件实现早期预警^[9]。例如,通过对患者生理信号的实时监测,AI 可为存在隐匿风险的患者提供预警,为临床争取早期干预的时间。

2.2 辅助诊断与精准定量 在影像诊断领域,AI 的应用已不局限于简单的病灶识别。采用 U-Net 等深度学习算法,AI 能够实现对冠状动脉病灶区域的自动勾画与斑块体积的精确测量。这一技术解决了临床阅片中主观性强、重复性差的痛点,显著提升了临床医师的工作效率与诊断一致性。通过深度学习模型分析 CCTA 影像,AI 可无创地计算血流储备分数,使患者在无需承担侵入性造影风险的前提下,获得精确的缺血评估。这不仅有效提高了诊断效率,还大幅降低了漏诊率,更避免了大量非必

要性的检查,优化了医疗资源配置。

2.3 预后评估与个体化管理 AI 通过学习大量术后随访数据,能够对患者的复发风险进行动态分层。在心肌梗死等急性事件后,AI 模型可预测主要不良心血管事件(MACE)的发生概率,辅助医师制定针对性的个体化管理方案。可见 AI 的应用对于降低冠心病患者不良事件发生率、改善患者长期生活质量具有重要作用。

3 AI 在 CHD 诊疗中的研究进展

3.1 AI 在风险筛查与早期预警中的研究进展

CHD 的早期识别是改善预后的关键。AI 通过整合大规模电子病历、生理信号及多组学数据,构建了超越传统评分系统的动态预警体系。

3.1.1 基于临床数据的个体化风险分层 机器学习算法在处理临床特征方面展现出显著优势。Liu 等针对住院非心血管科室患者心肌梗死(myocardial infarction, MI)漏诊率高的临床痛点,利用梯度提升决策树(GBDT)整合了 24 项临床特征,模型 AUC 达到 0.91^[10]。该研究的价值在于通过自动化预警,有效弥补了非专科医师对隐匿性 MI 识别不足的短板,为对该类患者的及早干预争取了时间。在模型筛选高风险冠心病患者群方面,Yi 与 Beunza 等分别验证了 LightGBM 与支持向量机(SVM)在 CHD 风险预测中的可用性,AUC 范围 0.75~0.86,证明了机器学习在人群筛查中的可行性^[11,12]。此外,Mondal 等构建的人工神经网络模型在验证集中达到了 96.25% 的准确率,进一步证实了复杂网络结构在处理大量临床变量中的优越性^[13]。

3.1.2 生理信号的实时监测 心电图是筛查 CHD 最基础且关键的手段。Gadag 等利用深度学习技术,在包含 MI、异常及正常心电图的公开数据集上实现了 98% 的分类准确率^[14]。这种基于 AI 的自动化心电分析技术,有望集成于可穿戴设备,实现对社区人群进行长期监测。

3.1.3 多模态数据融合的早期预警 随着研究的深入,单一维度的数据已难以满足精准预测的需求。Minhas 等开发了一种整合心电图、心音图及光电容积脉搏波(PPG)的多模态深度学习模型,其预测患者患 CHD 的准确率提升至 95%^[15]。这种多模态融合策略仿照了临床医师的真实诊断过程,通过各模态数据互补,显著提升了模型在复杂真实世界场景下的鲁棒性。

3.2 AI 在辅助诊断与精准定量中的研究进展

3.2.1 无创功能学评估的技术突破 CCTA 结合 AI 技术,实现了从解剖学评估向功能学评估的跨越。Liang 等利用深度学习算法验证了 CT 衍生血

流储备分数(CT-FFR)的效能,模型 AUC 达 0.86,且能精准识别临界缺血血管(FFR 0.75~0.80)^[16]。这一成果证实了 AI 驱动的 3D 重建技术在全自动分析缺血中的巨大潜力,为临床提供了一种高价值的无创评估手段。

3.2.2 斑块负荷的精准定量与风险识别 AI 在识别易损斑块方面展现出优于传统评分的能力。一项涉及 2404 例患者的大规模前瞻性研究利用 AI 自动化分析系统发现,AI 对易损斑块的鉴别能力显著高于传统的钙化评分^[17]。为验证 AI 定量分析的准确性,Narula 等开展的研究将 AI 自动量化的斑块体积与血管内超声得出的金标准数据进行比对,结果显示两者具有极高的一致性。这表明 AI 不仅能提高诊断效率,更能提供接近有创检查的金标准数据^[18]。

3.2.3 影像的自动化分割与特征提取 对心脏磁共振(CMR)与超声影像数据,AI 显著提高了病灶识别能力。Chen 等构建的 2.5 维深度卷积神经网络在识别心肌梗死后心肌反常搏动任务中,表现优于资深医师,且多中心验证 AUC 高达 0.83~0.87^[19]。此外,在基础的心脏结构分割方面,Kim 等利用 U-Net 架构实现了左心室的自动分割,误差控制在 15%以内,为心功能的自动化评估奠定了基础^[20]。

3.3 AI 在风险分层与预后管理中的研究进展

3.3.1 应用多模态数据的预后评估 影像特征与临床指标的融合显著提升了对 MACE 的预测能力。Pezel 等通过整合负荷心脏 MRI、CCTA 及多项临床参数,构建的模型预测 MACE 的 AUC 可达 0.86,这一结果优于传统风险评分系统^[21]。此外,Duramaz 等通过提取 STEMI 患者的 MRI 放射组学特征,实现了对患者术后 MACE 风险的高精度预测,其准确率可达 0.89^[22]。在长期生存预测方面,Pezel 等利用 CMR 特征预测患者 10 年全因死亡率,其效能显著超过现有评分,体现了 AI 在慢性病长期管理中的价值^[23]。

3.3.2 住院风险评估与模型的可解释性 针对患者急性期入院时管理,AI 模型能为临床决策提供实时的辅助。Sherazi 等构建的投票集成分类器有效预测了急性冠脉综合征患者住院期间的死亡风险,AUC 可达 0.89^[24]。为了验证模型的真实可用性,Soleimani 等在利用随机森林预测心肌梗死患者院内死亡率时,引入了 SHAP 解释方法,明确了 LVEF、空腹血糖等临床变量对预后模型的贡献度,解决了传统临床模型的黑匣子透明度争议^[25]。在术后随访方面,Liu 等针对 NSTEMI 患者 PCI 术后的随访数据,利用随机森林算法构建了患者再入院风险预测

模型并绘制柱状图,为优化出院后的分级管理提供了新的思路^[26]。

综上所述,AI 在 CHD 诊疗的各个环节均展现出超越传统方法的潜力,但距离其大规模落地临床仍面临诸多挑战。

4 AI 在 CHD 领域中的挑战与展望

AI 在 CHD 的早期预警、精准诊断及预后管理中展现出显著潜力,其核心价值在于弥补了传统方法如冠状动脉造影的侵入性、临床医师经验依赖性局限。然而,要实现 AI 从基础实验模型向临床常规工具的转变,仍面临多重挑战。

4.1 算法透明度与可解释性 深度神经网络复杂的机制导致了典型的黑盒效应。在冠心病诊疗这一高风险临床场景中,缺乏可解释性是 AI 技术向实际转化的一大障碍^[27]。临床医师不仅需要高准确率的诊断模型,更需要了解模型决策的病理依据。未来,引入可解释性 AI,如 SHAP、LIME 等技术将是增强临床信任、推动 AI 落地的关键。

4.2 临床集成与数据泛化性挑战 现有的 AI 系统在与医院信息系统(HIS/PACS)的高效整合方面仍存在不足^[28]。此外,由于不同中心、不同品牌影像设备(如 CT、MRI)生成的原始数据存在差异,模型的跨中心泛化能力受到考验。因此未来亟需通过大规模、前瞻性的多中心临床试验来验证 AI 模型的稳健性与可用性。同时,AI 辅助诊断是否能覆盖基层医疗机构、是否能纳入医保报销体系,也是影响其普适性的核心问题。

4.3 医工融合驱动精准医疗 针对 CHD 的 AI 研究将向更全面、更深度的多模态体系进行研究。通过医工深度融合,聚焦临床待解决的痛点,有望打破临床转化壁垒。随着数据质量的持续优化与算法技术的迭代,AI 不仅将作为筛查工具,更将参与从预防到治疗的全流程临床决策,最终助力实现 CHD 精准医疗的愿景。

综上所述,AI 已渗透至 CHD 筛查、诊断及预后评估等各个环节。临床上普遍存在的医师人工阅片效率低、主观差异大等问题随着深度学习对图像自动化分析的研究深入得到了一定缓解,基于临床多模态数据的风险预测模型也为实现对冠心病患者的早期预警与预后管理提供了新的技术支撑。然而,尽管目前研究成果显著,但由于算法的决策机制缺乏足够的透明度,导致理论结果向实际转化时难以完全达到临床对模型可解释性的严苛标准。其次,模型在不同医疗中心,不同设备型号上的泛化能力也需要大规模的前瞻性实验来验证。可见 AI 在大规模落地实际临床前仍面临诸多挑战。未

来研究需进一步加强医工领域的深度结合,优化算法稳健性与泛化性,深入阐明模型作出决策的机制,探索能够将 AI 真正服务于临床的方案。随着 AI 技术的发展, AI 有望真正覆盖 CHD 全周期管理,成为辅助临床医师作出决策的可靠工具,从而为 CHD 患者提供更加个体化的治疗选择。

【参考文献】

- [1] Zreik M, van Hamersvelt RW, Khalili N, et al. Deep learning analysis of coronary arteries in cardiac CT angiography for detection of patients requiring invasive coronary angiography [J]. *IEEE Trans Med Imaging*, 2020, 39(5): 1545-1557.
- [2] Lin A, Manral N, McElhinney P, et al. Deep learning-enabled coronary CT angiography for plaque and stenosis quantification and cardiac risk prediction: an international multicentre study[J]. *Lancet Digit Health*, 2022, 4(4): e256-e265.
- [3] Weng SF, Reps J, Kai J, et al. Can machine-learning improve cardiovascular risk prediction using routine clinical data? [J]. *PLoS One*, 2017, 12(4): e0174944.
- [4] Winkel DJ, Suryanarayana VR, Ali AM, et al. Deep learning for vessel-specific coronary artery calcium scoring: validation on a multi-centre dataset[J]. *Eur Heart J Cardiovasc Imaging*, 2022, 23(6): 846-854.
- [5] Hong Y, Commandeur F, Cadet S, et al. Deep learning-based stenosis quantification from coronary CT angiography[C]//*Medical Imaging 2019: Image Processing*. February 16-21, 2019. San Diego, USA. SPIE, 2019: 88.
- [6] Chen Q, Pan T, Wang YN, et al. A coronary CT angiography radiomics model to identify vulnerable plaque and predict cardiovascular events[J]. *Radiology*, 2023, 307(2): e221693.
- [7] Chan K, Wahome E, Tsiachristas A, et al. Inflammatory risk and cardiovascular events in patients without obstructive coronary artery disease: the ORFAN multicentre, longitudinal cohort study [J]. *Lancet*, 2024, 403(10444): 2606-2618.
- [8] Yu Y, Wu D, Yuan J, et al. Deep learning-based quantitative CT myocardial perfusion imaging and risk stratification of coronary artery disease[J]. *Radiology*, 2025, 315: e242570.
- [9] Riveros-Mckay F, Moore R. Integrated polygenic tool substantially enhances coronary artery disease prediction[J]. *Circ Genom Precis Med*, 2021, 14(2): e003304.
- [10] Liu R, Wang M, Zheng T, et al. An artificial intelligence-based risk prediction model of myocardial infarction[J]. *BMC Bioinform*, 2022, 23(1): 217.
- [11] Lyu Y, Wu HM, Yan HX, et al. Classification of coronary artery disease using radial artery pulse wave analysis via machine learning [J]. *BMC Med Inform Decis Mak*, 2024, 24(1): 256.
- [12] Beunza JJ, Puertas E, García-Ovejero E, et al. Comparison of machine learning algorithms for clinical event prediction (risk of coronary heart disease)[J]. *J Biomed Inform*, 2019, 97: 103257.
- [13] Mondal S, Maity R, Nag A. An efficient artificial neural network-based optimization techniques for the early prediction of coronary heart disease: comprehensive analysis[J]. *Sci Rep*, 2025, 15: 4827.
- [14] Gadag V, Singh S, Khatri AH, et al. Improving myocardial infarction diagnosis with Siamese network-based ECG analysis[J]. *PLoS One*, 2025, 20(1): e0313390.
- [15] Minhas A, Pal SC, Jain K. Machine learning analysis of integrated ABP and PPG signals towards early detection of coronary artery disease[J]. *Sci Rep*, 2025, 15: 8574.
- [16] Liang H, Wen F, Kong L, et al. A novel algorithm for automated analysis of coronary CTA-derived FFR in identifying ischemia-specific CAD: a multicenter study[J]. *Med Phys*, 2025, 52(7): e17803.
- [17] Dahdal J, Jukema RA, Maaniitty T, et al. CCTA-Derived coronary plaque burden offers enhanced prognostic value over CAC scoring in suspected CAD patients[J]. *Eur Heart J Cardiovasc Imaging*, 2025, 26(6): 945-954.
- [18] Narula J, Stuckey TD, Nakazawa G, et al. Prospective deep learning-based quantitative assessment of coronary plaque by computed tomography angiography compared with intravascular ultrasound: the REVEALPLAQUE study[J]. *Eur Heart J Cardiovasc Imaging*, 2024, 25(9): 1287-1295.
- [19] Chen BH, Wu CW, An DA, et al. A deep learning method for the automated assessment of paradoxical pulsation after myocardial infarction using multicenter cardiac MRI data [J]. *Eur Radiol*, 2023, 33(12): 8477-8487.
- [20] Kim T, Hedayat M, Vaitkus VV, et al. Automatic segmentation of the left ventricle in echocardiographic images using convolutional neural networks[J]. *Quant Imaging Med Surg*, 2021, 11(5): 1763-1781.
- [21] Pezel T, Toupin S, Bousson V, et al. A machine learning model using cardiac CT and MRI data predicts cardiovascular events in obstructive coronary artery disease[J]. *Radiology*, 2025, 314(1): e233030.
- [22] Durmaz ES, Karabacak M, Ozkara BB, et al. Radiomics-based machine learning models in STEMI: a promising tool for the prediction of major adverse cardiac events[J]. *Eur Radiol*, 2023, 33(7): 4611-4620.
- [23] Pezel T, Sanguinetti F, Garot P, et al. Machine-learning score using stress CMR for death prediction in patients with suspected or known CAD [J]. *JACC Cardiovasc Imaging*, 2022, 15(11): 1900-1913.
- [24] Sherazi SWA, Zheng H, Lee JY. A machine learning-based applied prediction model for identification of acute coronary syndrome (ACS) outcomes and mortality in patients during the hospital stay [J]. *Sensors (Basel)*, 2023, 23(3): 1351.
- [25] Soleimani H, Najdaghi S, Davani DN, et al. Predicting in-hospital mortality in patients with acute myocardial infarction: a comparison of machine learning approaches[J]. *Clin Cardiol*, 2025, 48(4): e70124.
- [26] Liu Y, Du L, Li L, et al. Development and validation of a machine learning-based readmission risk prediction model for non-ST elevation myocardial infarction patients after percutaneous coronary intervention[J]. *Sci Rep*, 2024, 14: 13393.
- [27] Ezekwueme F, Tolu-Akinnawo O, Smith Z, et al. Non-invasive assessment of coronary artery disease: the role of AI in the current status and future directions[J]. *Cureus*, 2025, 17(2): e78994.
- [28] Maniaci A, Lavallo S, Gagliano C, et al. The integration of radiomics and artificial intelligence in modern medicine [J]. *Life (Basel)*, 2024, 14(10): 1248.

(收稿日期:2026-05-10;修回日期:2026-05-16)

(本文编辑:侯晓林)