

机器学习在老年冠心病患者运动恐惧症风险预测中的应用进展

钟慧红, 陈正英*

吉首大学医学院, 湖南 吉首

收稿日期: 2025年12月17日; 录用日期: 2026年1月9日; 发布日期: 2026年1月19日

摘要

冠心病是心血管疾病中常见的一种缺血性疾病, 其患病率较高, 其中, 老年患者的患病率持续增长, 老年人群的疾病负担也日益加重, 其导致的心理问题 - 运动恐惧症的相关研究非常必要, 学者们通过不断探索从传统风险评分到现在热门的机器学习方法进行风险预测, 为临床医务人员病情评估、制定精准防治策略等提供新路径。因此, 本研究旨在系统介绍运动恐惧的定义与临床表现、流行病学特征与影响因素、根据WHO对冠心病的分类疾病中机器学习在其运动恐惧症风险预测中的应用进展, 并对其进行讨论以及总结评价。

关键词

机器学习, 老年, 冠心病, 运动恐惧症, 风险预测

Application Progress of Machine Learning in Risk Prediction of Kinesiophobia in Elderly Patients with Coronary Heart Disease

Huihong Zhong, Zhengying Chen*

School of Medicine, Jishou University, Jishou Hunan

Received: December 17, 2025; accepted: January 9, 2026; published: January 19, 2026

Abstract

Coronary heart disease is a common ischemic disease in cardiovascular disease, and its prevalence

*通讯作者。

文章引用: 钟慧红, 陈正英. 机器学习在老年冠心病患者运动恐惧症风险预测中的应用进展[J]. 护理学, 2026, 15(1): 166-177. DOI: 10.12677/ns.2026.151022

rate is high. Among them, the prevalence rate of elderly patients continues to grow, and the disease burden of the elderly population is also increasing. It is necessary to study the psychological problem-kinesiophobia caused by it. Scholars continue to explore the risk prediction from the traditional risk score to the current popular machine learning method, so as to provide a new path for clinical medical staff to evaluate the condition and formulate accurate prevention and control strategies. Therefore, the purpose of this study is to systematically introduce the definition and clinical manifestations, epidemiological characteristics and influencing factors of kinesiophobia, and to discuss and summarize the application progress of machine learning in the risk prediction of kinesiophobia according to WHO's classification of coronary heart disease.

Keywords

Machine Learning, Elderly, Coronary Heart Disease, Kinesiophobia, Risk Prediction

Copyright © 2026 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

1. 研究背景

心血管疾病已成为全球范围内威胁老年人健康的首要问题, 冠状动脉粥样硬化心脏病(Coronary Atherosclerotic Heart Disease, CHD), 也称缺血性心脏病, 是心血管系统中常见疾病, 其患病率呈现持续上升趋势[1]。据统计, 我国心血管病患者数量已突破 3.3 亿, 冠心病患者已达 1139 万[2], 根据第五次卫生服务调查显示, 60 岁以上人群冠心病患病率为 27.8% [3], 老年冠心病人群的疾病负担问题亟需解决。随着经皮冠状动脉介入治疗(PCI)技术的普及, 越来越多的冠心病患者通过血运重建改善了心肌供血, 但术后康复过程中出现的运动恐惧症(Kinesiophobia)却成为影响患者康复效果的关键问题。运动恐惧症被定义为对运动或体力活动产生的过度非理性恐惧, 导致患者回避必要的身体活动, 进而引发身体功能衰退、生活质量下降以及心血管事件风险增加的恶性循环[4]。

老年冠心病患者由于其特殊的生理和心理特点, 成为运动恐惧症的高危人群。研究表明, 超过 40% 的冠心病患者存在临床显著的运动恐惧, 且老年患者高于成年患者[5] [6]。在 PCI 术后患者中, 这一比例甚至更高, 严重影响患者参与心脏康复的依从性和效果。以往, 医护人员主要依赖心脏恐惧量表评估患者的运动恐惧风险, 但这种方法存在主观性强、耗时长久、无法量化风险概率等局限性, 更重要的是, 这些工具难以整合复杂的多维度数据, 包括生理因素、客观指标、心理社会因素和家庭日常行为活动因素等, 从而限制了预测的准确性和早期干预的可能性。

近年来, 机器学习技术在医疗风险预测领域迅速发展且表现出广阔前景和巨大潜力。与传统冠心病风险评估模型相比, 机器学习算法能够处理高维非线性关系, 识别复杂特征交互作用, 并利用重复测量数据构建动态预测模型[7]。然而, 针对老年冠心病患者运动恐惧的机器学习预测研究仍处于初步探索阶段。2025 年注册的 ChiCTR2500098332 研究首次计划系统开发针对老年冠心病患者的恐动症风险预测模型, 该研究采用前瞻性队列设计, 计划纳入 385 例患者, 结合文献回顾、德尔菲专家函询和机器学习算法构建预测评估工具[8]。这一研究反映了当前领域的最新发展方向, 虽然其研究尚未完成, 但仍有一定的借鉴意义。因此, 系统梳理机器学习算法在该领域的应用现状, 对推动老年冠心病患者的精准康复护理具有重要意义。

2. 运动恐惧概述

2.1. 定义与临床表现

运动恐惧症是一种特定的恐惧障碍, 表现为对运动或身体活动的过度、非理性的恐惧[4], 患者往往高估运动可能导致的身体伤害风险。在冠心病患者中, 这种恐惧常与对不良心血管事件复发的担忧密切相关, 特别是担心体力活动可能诱发心肌缺血、心律失常甚至再次心肌梗死[9]。老年冠心病患者的恐动症具有特殊的临床表现: 常与共病状态、焦虑、抑郁等交织[10], 症状更具隐匿性, 且易被误认为是合理化的疾病担忧或者正常衰老现象。

运动恐惧症的临床表现可分别从认知、行为、生理三个维度进行分析:

认知层面: 存在灾难化思维, 如“运动等于自伤自残”“任何活动都可能伤害心脏”等非理性信念[4]。

行为层面: 表现为身体活动回避行为, 如减少日常活动、避免做家务, 爬楼梯等轻度体力活动、或长时间坐卧等。

生理层面: 在尝试活动时出现心悸、气短等神经兴奋症状, 这些生理反应会进一步强化患者的恐惧信念。

2.2. 流行病学特征与影响因素

既往研究中, 老年患者较青年患者更易发生恐动, 年龄越大恐动水平越高[11]。赵彩萍等[12]的研究显示, 高龄老年患者术后恐动症水平更高。宋晓梅等[13]研究表明, 随着冠心病病人年龄的增加, 加之出现多个合并症, 机体功能和身体活动能力衰退, 导致其对运动恐惧的程度也随之增加。因此, 年龄对冠心病恐动症的影响较大, 且已有多项研究表明其影响程度[11]-[13]。

经过既往研究表明, 老年冠心病患者运动恐惧症的发生和发展受到多维度因素的共同影响, 这些因素相互作用形成复杂的网络结构, 主要因素有以下几个维度(表 1):

Table 1. Main influencing factors and mechanism of exercise phobia in elderly patients with coronary heart disease
表 1. 老年冠心病患者运动恐惧症的主要影响因素及作用机制

维度层面	具体指标	作用方向	作用机制
生理因素	NYHA 心功能分级	正向	心功能越差, 活动耐受力越低, 恐惧越强
	心房扩大程度	正向	反映心脏结构改变, 增加活动不适感
	合并症增加	正向	活动时病情加重, 强化恐惧回避
心理因素	心理弹性	负向	影响个体应对运动不适的能力
	抑郁焦虑状态	正向	导致灾难化认知和回避行为
行为因素	久坐行为	正向	降低活动耐量, 形成恶性循环
	运动频率	负向	反映实际活动水平, 影响自我效能
社会因素	社会支持水平	负向	提供情感支持和活动安全保障

2.3. 评估方法与局限

目前临床常用的运动恐惧评估工具是心脏运动恐惧量表(TSK-SV Heart), 现开发出多个版本, 常见的有 17 或 11 个条目的量表, 用于评估心脏病患者对相关活动的恐惧程度。然而, 该量表在老年人群中的应用存在明显局限: 耗时较长、对轻度恐惧不敏感、受个人认知水平影响等, 更重要的是, 量表评估主

要依赖患者主观报告, 易受社会期望偏倚和认知功能影响, 且无法提供客观的风险量化概率, 限制了其在临床决策中的应用价值, 而且该量表针对人群为所有心脏病患者, 不同类型的心脏病患者在发病严重程度及病情的急骤程度方面存在明显差异[14]。

随着可穿戴设备和远程监测技术的发展, 运动频次、久坐次数等客观数据成为了运动恐惧的重要影响指标, 可以将此类数据通过智能手环等设备进行自动采集, 为机器学习模型提供了充分的行为特征, 有望解决传统评估方法的主观性和回顾性偏倚问题。

3. 机器学习在老年冠心病运动恐惧风险预测中的应用(按 WHO 分类)

3.1. 心绞痛

心绞痛作为冠心病的一种常见症状, 可分为稳定型和不稳定型, 但临床上也常将其作为单独的疾病诊断[15]。通过查阅国内外文献, 对心绞痛患者运动恐惧的相关研究较少, 而国内宋晓梅团队[16]进行了首次探索, 系统性分析了 316 例心绞痛患者运动恐惧的影响因素和作用路径, 并构建了结构方程模型, 但在机器学习方面未有探索。次年, 我国学者沈瑶团队[17]在《Heart Lung》上发表了一项关于冠心病心绞痛患者运动恐惧的相关研究, 研究结果显示, 绝大多数患者有中度至高度运动恐惧症(75.7%), 个人月收入、纽约心功能评估(NYHA)分类、疼痛强度和疼痛恢复力是运动恐惧症相关的独立因素, 虽然该研究重新关注“对疼痛的恐惧”对冠心病患者运动恐惧症的影响, 为恐惧回避模型在冠心病患者中的应用开辟了新的视野, 有助于提高心绞痛患者运动恐惧症的认识, 为未来降低运动恐惧症水平提供指导, 但仍未基于机器学习算法来构建风险模型。第二年, 赵珂对冠心病 PCI 术后患者进行调查, 提炼出 26 个影响因子, 并应用 Logistic 回归、随机森林、决策树算法构建了 3 种预测模型, 结果显示, 随机森林模型预测的整体性能及诊断效能优于其他 2 种模型, 可有效预测冠心病 PCI 术后 2 周患者运动恐惧发生风险, 更适用于临床工作[18]。同期, 赵薇调查了冠心病 PCI 术后患者运动恐惧的现状, 分析出独立影响因素涉及体重指数、心绞痛、心力衰竭、焦虑、运动习惯、自我管理、运动自我效能、社会支持、指导满意度和文化程度, 并基于 Logistic 回归分析构建的列线图风险预测模型, 具有较好的预测性能和临床适应性, 可为临床医护人员早期评估和制定针对性干预策略提供依据[19]。

通过上述研究得知, 运动恐惧的相关研究仍处于初级探索阶段, 且研究集中在近几年。我国在机器学习领域中, 心绞痛运动恐惧的相关研究相对较少, 多数为主观问卷调查的横断面研究, 可能的原因是心绞痛既作为一种症状, 又作为一种临床疾病诊断, 其界限相对模糊, 根据 WHO 的冠心病五大分型中又属细小分支, 研究起来有一定难度。因此, 在信息化高速发展的年代, 未来可针对心绞痛展开系统性的研究, 不断扩充冠心病领域的各方面研究, 尤其开展机器学习技术方面的研究, 来克服主观性评价和认知偏差等问题。

3.2. 急性冠脉综合征

急性冠脉综合征(ACS)是指冠状动脉内不稳定的粥样硬化斑块破裂或糜烂继发新鲜血栓形成所导致的心脏急性缺血综合征, 包括 ST 段抬高型心肌梗死(STEMI)、非 ST 段抬高型心肌梗死(NSTEMI)和不稳定性心绞痛(UA) [20]。我国学者尹媛媛[21]等对 120 例老年急性冠脉综合征 PCI 术后患者运动恐惧现状进行调查并分析其影响因素, 研究结果显示, 居住地、居住方式、合并症数量、社会支持水平、运动自我效能和焦虑是老年急性冠脉综合征 PCI 术后患者运动恐惧的独立影响因素, 但该研究并未运用机器学习方法来构建风险预测模型。吴杨[22]等调查了急性心肌梗死 PCI 术后病人建模组 211 例, 验证组 53 例, 采用 Logistic 回归构建运动恐惧预测模型, 最终识别出急性心肌梗死 PCI 术后患者运动恐惧的关键因子为: 年龄 ≥ 60 岁、初中及以下文化程度、术后疼痛不适、中重度疲劳、心因性焦虑、消极应对方式、未接受

康复护理宣教/指导), 该模型 AUC 为 0.848, 敏感度和特异度分别为 0.862, 0.871, 预测准确率为 90.57%, 体现了其模型的良好预测效能。此研究虽构建了风险预测模型, 但仅是基于统计学方法构建, 不涉及机器学习算法的训练和优化过程。

Yakut 等人[23]通过调查 42 例心肌梗死患者运动恐惧的现状并分析其相关因素结果显示 71.4% 的患者报告有高度的运动恐惧症身体活动能力、步行时间以及呼吸困难症状等呈强相关性, 但研究者并未进一步运用机器学习对其构建预测模型。目前对心肌梗死(MI)患者运动恐惧症的综合研究仍然很少, 多局限于横断面研究和纵向研究。国内外基于机器学习算法对此类疾病患者的研究较多, 但大多数是不良心血管事件[24]、疾病预后[25]和死亡风险分层[26] [27]等的临床相关研究, 针对心理层面的运动恐惧研究也相对较少。

随着计算机应用的飞速发展, 人们的生活方式和行为习惯的改变, 出现久坐行为、活动次数减少等情况, 在老年人中, 虚弱和运动恐惧症可能会对身体活动参与产生负面影响[28]。身体活动越少, 身体越虚弱, 恐动症的发生率可能越高, 这使得老年冠心病人群恐动症的研究变得尤为重要。因此, 未来国内外可结合各自优势并进行合作, 不断探索基于机器学习算法的老年冠心病人群运动恐惧的相关研究。

3.3. 心力衰竭

心力衰竭(HF)是多种原因导致心脏结构和/或功能的异常改变, 使心室收缩和/或舒张功能发生障碍, 从而引起的一组复杂临床综合征[29]。Qin 等[30]基于结构方程模型的 270 例老年心衰患者恐动症的现状进行调查, 结果显示, 心衰状态($r = 0.455, P < 0.01$)、屈服应对模式($r = 0.439, P < 0.01$)、回避应对模式($r = 0.393, P < 0.01$)的症状状态与运动恐惧症呈正相关, 而面对应对模式($r = -0.479, P < 0.01$)、运动自我效能($r = -0.530, P < 0.01$) 和社会支持($r = -0.464, P < 0.01$)与运动恐惧症呈负相关, 社会支持可通过心衰状态、回避应对模式、运动自我效能等中介变量影响运动恐惧症, 最后得出结论心衰症状、应对方式、运动自我效能和社会支持可能在老年充血性心力衰竭患者的运动恐惧症中发挥作用, 今后可关注这四个变量在改善运动恐惧症方面的协同作用。这一结论无疑是对老年心衰患者恐动症发生提供巨大临床助力, 但缺乏客观的评估工具, 今后仍需通过机器学习算法构建风险预测模型, 为临床评估、防治提供可视化的临床决策工具。李佳妮等[31]针对慢性心力衰竭患者的研究也采用 Logistic 回归构建运动恐惧预测模型并进行了内外部验证, 识别出 NYHA 心功能分级、病程、住院次数、抑郁、运动自我效能、心力衰竭症状等关键预测因子, 该模型 AUC 达 0.895, 灵敏度为 78.8%, 特异度为 83.6%, 提示较好的模型区分度和校准度, 经过内外部验证, 临床决策曲线在预测恐动症上具有较好的临床收益。通过这一研究证明了其性能优于其他复杂机器学习模型, 体现了传统方法在特定场景下的应用价值。然而, Logistic 回归模型存在本质局限: 假设预测变量与结果间存在线性关系, 无法捕捉复杂的非线性交互作用[32]。例如, 久坐行为与心理弹性的交互影响、社会支持对心功能不全患者的保护效应等复杂模式, 在 Logistic 模型中难以充分表达[19]。此外, 当预测因子数量增加或存在高度相关性时, 模型性能可能下降。

3.4. 心律失常

心律失常(CA)是由于窦房结激动异常或激动产生于窦房结以外, 由于激动后传导缓慢、阻滞或异常通道传导, 导致心脏搏动的频率和(或)节律异常[33]。王齐通过对 2794 例患有恶性心律失常(MA)的患者进行调查, 识别出口服抗心律失常药物、左束支传导阻滞(LBBB)、血清镁、D-二聚体和随机血糖 5 个关键因子, 并采用 Lasso-Logistic 回归、多元自适应回归样条(MARS)、分类回归树(CART)、随机森林(RF)和极限梯度提升(XGBoost) 5 种机器学习算法构建 MA 风险预测模型, 研究显示, Lasso 回归有效克服了传统统计分析方法在复杂数据处理和特征选择中的不足, 与其他模型相比, Lasso-Logistic 联合模型兼具

预测准确性、临床可解释性和易用性[34]。Chen 等[35]通过纸质调查收集 541 名心房颤动患者的数据, 采用网络分析和有向无环图(DAG)对各因子的复杂关系进行可视化, 结果显示, “房颤症状”以及“疾病感知”和“应对方式”等心理因素可以作为减少房颤相关运动恐惧症并最终改善房颤患者整体生活质量的潜在行动点。前者在研究时未涉及运动恐惧症这一变量, 而后者未涉及机器学习领域的探索, 属于统计学领域的数据分析方法。因此, 心律失常这一疾病中对运动恐惧的相关研究仍需进一步探索。

3.5. 缺血性心肌病

缺血性心肌病(ICM)属于冠心病的一种特殊类型或晚期阶段, 是指由冠状动脉粥样硬化引起长期心肌缺血, 导致心肌弥漫性纤维化, 其诊断标准为具有明确的冠心病病史, 同时存在心脏扩大、心力衰竭和(或)心律失常等临床表现[36]。Zhou 等[37]的研究为了区分缺血性心肌病(ICM)和扩张型心肌病(DCM), 采用随机森林、逻辑回归、神经网络和 XGBoost 4 种机器学习算法, 共选取 16 个变量进行模型构建, 与 logistic 回归模型(曲线下面积[AUC] = 0.925)、神经网络模型(AUC = 0.893)和随机森林模型(AUC = 0.900)相比, XGBoost 模型的识别率最好, 平均灵敏度为 72%, 平均特异度为 78%。平均准确率为 75%, 最优子集的 AUC 为 0.934, 外部验证产生的 AUC 为 0.804, 准确率为 78%, 灵敏度为 64%, 特异性为 93%, 结果表明, XGBoost 模型在区分、校准和临床适用性方面表现出最佳的预测性能, 可以帮助区分 ICM 和 DCM, 并为心力衰竭患者的病因学诊断和个体化治疗提供可观的精度, 但该研究主要是为区分同一病种的不同分型而构建模型来识别疾病, 并未针对运动恐惧来建模。通过文献回顾, 国内针对老年人群的缺血性心肌病患者运动恐惧的研究暂无报道, 大多数就实验室指标[38]、疾病预测[39]、死亡风险[40]等方面的临床研究, 而且缺乏多模态整合数据的疾病系统性预测。未来, 将包括临床、血流动力学和影像学数据在内的多模态数据集成到一个统一的机器学习框架中, 可能代表着改进各类疾病相关并发症预测和管理的下一个前沿领域, 在不同的临床环境中进一步验证和完善这些模型对于建立其实际应用和优化患者护理结果至关重要[41]。

3.6. 其他

Wang 等[42]开发的老年身心健康管理平台采用 XGBoost 算法处理中国老年健康影响因素跟踪调查(CLHLS)数据, 整合多模态特征(包括文本特征和图像特征)构建健康风险评估模型, 实现了高达 95% 的准确率。这一研究表明, XGBoost 能有效捕捉复杂数据模式, 区分优良健康结局, 特别适合处理老年人群的异质性健康数据。该研究针对病种广泛的老年人群, 包括各种心血管疾病和其他专科疾病的慢性病患者, 开发身心健康管理平台, 但其具体内容暂未公布, 也未进行临床转化, 是否覆盖心理层面的运动恐惧相关研究仍需查证。

Huang 等[43]基于中国健康与退休纵向调查(CHARLS)数据的研究提供了更直接的证据。该研究采用重采样技术(SMOTE)处理数据不平衡问题, 通过使用最小绝对收缩和选择算子(Lasso CV)方法筛选 24 个关键特征, 构建包括 LightGBM、XGBoost 等 5 种机器学习模型预测心血管疾病风险, 结果显示, LGB 模型表现最佳(AUC 0.818), 其次是随机森林(AUC 0.815), 显著优于 K-近邻(KNN)等传统算法。虽然该研究未直接关注运动恐惧, 但其识别的重要预测因子如睡眠障碍、抑郁状态等, 与运动恐惧的心理社会机制高度重合, 为相关模型构建提供了参考。

现将我国机器学习预测冠心病运动恐惧症的具有代表性的相关研究汇总, 详情见表 2。

通过表格中与 Wang 等[42]和 Huang 等[43]等人的研究中得出, 我国老年运动恐惧的机器学习研究多是采用 logistic 回归分析构建列线图模型, 而突出机器学习方法的研究未聚焦在运动恐惧本身来进行风险预测。因此, 我国基于机器学习方法来构建老年冠心病运动恐惧的风险预测模型仍处于初级阶段, 仍需

今后持续探索。

Table 2. Comparison of related studies on predicting exercise phobia of coronary heart disease by machine learning
表 2. 机器学习预测冠心病运动恐惧症的相关研究对比

研究来源	研究对象	机器学习模型	关键预测变量	模型性能指标	核心结论	局限性
王凤廷等 [44], 2025	330 例老年冠心病 PCI 术后患者	基于 logistic 回归分析构建列线图模型	心脏病患者运动恐惧量表、汉密尔顿焦虑量表、性别、职业状态、吸烟史、饮酒史、文化程度、居住情况、家庭人均月收入、费用支付方式等。	训练集中 AUC 为 0.861, 灵敏度为 0.800, 特异度为 0.764, 验证集中 AUC 为 0.973, 灵敏度为 0.929, 特异度为 0.967	性别、职业状态、吸烟史、饮酒史、文化程度是核心预测变量、预测模型的预测效果较好	仅用了一种机器学习方法, 样本量较少, 在建模组数据又进行了训练组和测试组的划分, 使得训练集性能指标未达到理想情况, 建议在样本量不足情况下建模组采用 10 折交叉验证不再做训练集和测试集划分进行模型性能评估。
吴杨等 [22], 2024	264 例急性心肌梗死 PCI 术后患者	采用 Logistic 回归构建回归方程预测模型	性别、年龄、文化程度、体质指数(BMI)、心脏病病人运动恐惧量表、多维度疲劳量表、心因性焦虑问卷、简易应对方式量表等	建模组 AUC 为 0.848, 其敏感度和特异度分别为 0.862、0.871; 预测准确率为 90.57%	年龄 ≥ 60 岁、初中及以下文化程度、术后疼痛不适、中度或重度疲劳、心因性焦虑、消极应对方式、未接受康复护理宣教/指导是主要危险因素, 模型具有较好的预测性能	虽构建了风险预测模型, 但仅是基于统计学方法构建, 不涉及机器学习算法的训练和优化过程。
王齐等 [34], 2021	2794 例患有恶性心律失常(MA)的患者	采用 Lasso-Logistic 回归、多元自适应回归样条(MARS)、分类回归树(CART)、随机森林(RF)和极限梯度提升(XGBoost) 5 种机器学习算法构建风险预测模型	人口统计学、病史、心脏手术史、入院时生命体征、首次心电图、超声心动图、实验室检查及用药信息等	Lasso-Logistic 回归分了两个模型, 分别预测了 9 个因子和 4 个因子、MARS 预测了 14 个因子、(CART)预测 5 个因子、RF 和 XGBoost 均预测了 15 个因子。	口服抗心律失常药物、左束支传导阻滞(LBBB)、血清镁、D-二聚体和随机血糖 5 个关键因子, 其中, XGBoost 模型的 AUC 为 0.998 最佳。Lasso-Logistic 回归模型在临床解释性和使用便利性上优于其他模型。	虽使用了多种机器学习方法, 但只针对了一般人口学特征和客观指标, 未针对运动恐惧这一量表评分进行预测。

4. 讨论

4.1. 既往研究经验借鉴

现针对冠心病相关领域的研究较多, 例如针对衰弱[45]、肌少症[46]、死亡风险、不良事件结局等等。其中, 衰弱的预测因素多集中于生理储备下降(如炎症、营养不良、多病共存)、躯体功能(如握力、步速)和认知功能。肌少症则更关注骨骼肌质量、力量与功能。死亡风险、不良事件结局其研究的预测目标是客观的生理/临床事件, 它们依赖的临床客观特征(如实验室指标、影像学数据、血流动力学参数), 其虽然重要, 但无法充分捕捉导致恐动症的复杂心理, 如疾病感知、自我效能感、社会支持水平、对疼痛的灾难化解读等。这些特征与恐动症的核心驱动因素存在本质区别。譬如一个衰弱但未发生心脏事件的患

者, 其运动恐惧风险可能远低于一个生理功能尚可但存在严重焦虑的患者。然而, 直接使用其预测模型或特征集, 对运动恐惧症的预测效能可能不佳, 因此, 需要借鉴其研究框架和机器学习手法构建核心变量的模型有其重要意义。

针对运动恐惧这一因变量在不同人群进行建模的亦多。例如针对膝关节置换术、髋关节置换术、腰椎退行性疾病等慢性疼痛患者。但其研究本质区别在于两点: 第一, 恐惧来源的不同: 骨科患者的运动恐惧(Kinesiophobia)主要源于对机械性疼痛的恐惧, 即“害怕运动会导致关节、肌肉或椎体的结构性损伤或加剧疼痛”。而冠心病患者的运动恐惧源于对危及生命的心脏事件的恐惧, 即“害怕运动会导致心绞痛、心律失常、再梗死甚至猝死”。这是两种截然不同的认知和情绪反应。二、疾病轨迹与干预后果不同: 骨科术后患者的功能恢复轨迹相对明确, 运动恐惧会直接影响康复锻炼的依从性。而冠心病患者, 特别是心梗后患者, 面临着长期的心血管风险管理, 运动恐惧不仅影响康复, 更与生活质量、再住院率和全因死亡率高度相关。因此, 预测模型的后果变量和临床意义也完全不同。

尽管机器学习已在冠心病其他终点及其他人群的运动恐惧症预测中展现出潜力, 但这些研究仍然存在局限性, 使其结论无法直接外推至老年冠心病患者的运动恐惧症预测中, 未来可根据其研究本质的区别来找出研究的创新点, 根据不同的机器学习手法和值得借鉴的研究方案来构建老年冠心病患者运动恐惧的相关模型。

4.2. 当前研究的局限性

尽管机器学习在老年冠心病运动恐惧风险预测中展现出良好前景, 当前研究仍存在多方面局限:

数据质量与标准化是首要问题。大多数研究依赖电子健康记录或临床登记数据, 这些数据存在主观问答偏差、信息缺失、测量不一致等问题[41]-[43]。

模型可解释性与临床接受度之间存在显著矛盾。虽然集成学习和深度学习模型常表现出更优的预测性能, 但其“黑箱”特性阻碍了临床转化。这一问题在老年医学领域尤为突出, 因为老年患者的干预决策常需考虑多种共病和功能状态, 医生更倾向理解模型推理逻辑而非接受“盲荐”。

技术泛化能力不足是一关键局限。现有模型多在单一中心或特定队列开发, 缺乏外部验证。Huang 等基于 CHARLS 数据构建的 LGB 模型虽有 0.818 的 AUC, 但召回率仅 43.1%, 意味着超过一半的高危患者可能被漏诊[43]。此外, 老年人群的生理心理特征存在显著地域和文化差异, 在东北地区开发的模型可能不适用于华南地区患者。

机器学习算法对老年特征的适应性易被忽视。老年人是特殊人群, 具有认知功能下降、感觉障碍、多重用药等复杂因素, 这容易在建模过程中被忽视, 导致未被充分纳入预测模型。更关键的是, 现有研究多将老年视为同质群体, 大多数研究者并未针对老年冠心病患者的研究, 而针对老年患者的研究又缺乏对年轻老人(60~75 岁)与高龄老人(>75 岁)差异的深入探讨。

4.3. 未来发展方向

针对上述挑战, 老年冠心病运动恐惧的机器学习预测研究可以向以下方向发展:

多模态数据融合是一个重要趋势。电子病历(首页病例、实验室检查、影像学检查、用药史)、整合可穿戴设备(实时心率、步数)、患者结局(心理状态、生活质量)以及新型数字化特征(语音特征、行为特征、步态分析)等多源数据, 可构建更系统且全面的风险模型[41]-[43] [47]。

SHAP、SMOTE 等技术已应用于心血管风险预测领域, 未来研究应将这些技术系统应用于运动恐惧预测, 生成个体化的风险贡献图谱, 辅助临床决策。

开发动态风险预测模型非常必要。浙江大学医学院第二附属医院程鹏飞等开发的 PCI 术后患者运动

恐惧风险动态预测系统代表了这一方向,但其模型尚未整合实时活动监测数据[48]。未来可结合时序建模技术(如 LSTM、Transformer) [41],利用连续监测的活动行为变化轨迹预测风险动态变化,实现“预警-干预-再评估”的闭环管理。

跨学科合作机制是临床转化的保障。需要建立由心脏科医师、老年病学专家、康复治疗师、护理专家、数据科学家和患者代表组成的协作网络,共同定义临床需求、优化数据采集协议、参与模型开发及评估实施障碍[41]。特别是护理人员作为患者教育的直接提供者,应全程参与模型开发,确保预测结果与护理干预措施无缝衔接。

前瞻性干预研究是验证临床效用的重要方法。需设计严格的随机对照试验,评估基于机器学习预测的精准干预是否改善患者运动恐惧程度、心脏康复参与率及临床结局。

未来发展方向的具体化建议:构建基于多模态数据融合与时序深度学习模型的动态预警系统。具体框架设想如下:

一、研究对象和设计:纳入拟参与心脏康复的老年冠心病患者,进行为期 6~12 个月的随访。

二、数据采集与融合:系统收集以下四个维度的数据:

(1) 静态基线数据:从电子病历(EHR)中提取人口学信息、疾病史、冠脉病变程度、左心室射血分数等[49];

(2) 动态生理数据:通过智能手环或贴片持续监测静息与活动期间的心率、心率变异性、睡眠质量与时长[50];

(3) 运动依从性数据:通过研发 APP 或者微信记录心脏康复的运动强度(如 Borg 评分)、问卷完成情况、运动打卡频率、完成度等;

(4) 周期性心理数据:通过线上平台定期(如每月)测试标准化心理量表,包括患者健康问卷(PHQ-9)评估抑郁[51]、广泛性焦虑障碍量表(GAD-7)评估焦虑[52],以及心脏版运动恐惧症量表(TSK-SV Heart)核心条目进行监测[53]。

三、模型构建与验证:采用时序深度学习模型(如传统的长短期记忆网络 LSTM 或更为先进的 Transformer 模型等) [54],以上述多模态时序数据作为输入变量,以专业心理治疗师定期评估的运动恐惧症量表评分结果作为输出变量,进行模型训练。构建运动恐惧症发生风险等级(低、中、高)的预测模型,同时通过 SHAP 值分析输出各变量对预测结果的贡献度,提升模型可解释性。模型训练采用 10 折交叉验证,结合早停策略(Early Stopping)避免过拟合,以 AUC、F1 值、准确率作为核心性能评价指标。

四、设定模型临床价值:旨在动态识别出导致运动恐惧症发生或恶化的早期因素,为临床医务人员实现提前风险预警,并对该类患者进行及时的心理干预和心脏康复。

5. 总结

随着中国人口老龄化加速和心血管疾病负担持续增长,老年冠心病患者的运动恐惧症是影响心脏康复效果和长期预后的关键问题,具有高患病率、隐匿性强和多因素致病的特点。传统的量表评估方法存在主观性强、无法量化风险概率等局限,难以满足精准护理的需求。而机器学习技术可通过整合多源数据、捕捉复杂非线性关系、处理高维特征,为运动恐惧风险预测提供了新的解决方案。

目前,Logistic 回归、集成学习(XGBoost、LightGBM)和深度学习等多种算法已被应用于相关领域,但在运动恐惧专项预测中的应用仍需深入。然而,深度学习虽具处理高维数据的潜力,但“黑箱”特性限制了临床接受度,因此,开发高效、精准的运动恐惧风险预测工具变得尤为重要,未来研究应着力于多模态数据融合、可解释人工智能技术应用、动态预测模型开发和前瞻性干预研究验证。同时,进行跨学科合作并基于机器学习的风险预测模型在住院患者筛查、疾病健康教育、家庭动态监测等多个场景发

挥重要作用,探索精细化、个性化的老年冠心病患者的康复护理路径,推动老年冠心病康复护理进入精准化、个性化新时代,实现从疾病治疗向健康促进的转变。

基金项目

吉首大学研究生科研创新项目(JDY2025064)。

参考文献

- [1] 刘明波, 何新叶, 杨晓红, 等.《中国心血管健康与疾病报告 2023》概要(心血管疾病流行及介入诊疗状况)[J]. 中国介入心脏病学杂志, 2024, 32(10): 541-550.
- [2] 《中国心血管健康与疾病报告》2023(冠心病部分内容)[J]. 心肺血管病杂志, 2024, 43(10): 1015-1024.
- [3] 国家心血管病中心. 中国心血管健康与疾病报告 2021 [M]. 北京: 科学出版社, 2022.
- [4] Baykal Şahin, H., Kalaycıoğlu, E. and Şahin, M. (2021) The Effect of Cardiac Rehabilitation on Kinesiophobia in Patients with Coronary Artery Disease. *Turkish Journal of Physical Medicine and Rehabilitation*, **67**, 203-210. <https://doi.org/10.5606/tftrd.2021.5164>
- [5] 雷珍, 雷晓婷, 郝丽丽. 冠心病患者冠脉介入治疗后运动恐惧现状及其与心理弹性、自我感受负担的相关性分析[J]. 心理月刊, 2025, 20(13): 44-46+52.
- [6] 郭琳琳, 庄玲丹. 冠心病血管病变血运重建患者运动恐惧现状分析[J]. 黑龙江中医药, 2025, 54(1): 92-95.
- [7] Zhou, J., You, D., Bai, J., Chen, X., Wu, Y., Wang, Z., *et al.* (2023) Machine Learning Methods in Real-World Studies of Cardiovascular Disease. *Cardiovascular Innovations and Applications*, **7**, Article No. 975. <https://doi.org/10.15212/cvia.2023.0011>
- [8] ChiCTR2500098332 研究组. 基于机器学习的老年冠心病患者恐动症的风险预测模型研究[EB/OL]. 中国临床试验注册中心. <https://www.chictr.org.cn/showproj.html?proj=262171>, 2025-03-06.
- [9] Garcia, M., Moazzami, K., Almuwaqqat, Z., Young, A., Okoh, A., Shah, A.J., *et al.* (2024) Psychological Distress and the Risk of Adverse Cardiovascular Outcomes in Patients with Coronary Heart Disease. *JACC: Advances*, **3**, Article 100794. <https://doi.org/10.1016/j.jacadv.2023.100794>
- [10] Tang, M., Wang, S., Li, H., Chen, H., Sun, X., Bian, W., *et al.* (2021) Mental Health Status and Quality of Life in Elderly Patients with Coronary Heart Disease. *PeerJ*, **9**, e10903. <https://doi.org/10.7717/peerj.10903>
- [11] 刘婷阳, 邓桂元, 赖娟. 冠心病支架植入术后患者运动恐惧调查及影响因素分析[J]. 齐鲁护理杂志, 2020, 26(8): 109-112.
- [12] 赵彩萍, 陆真, 周春雷, 等. 老年冠心病患者冠状动脉搭桥术后恐动症水平变化轨迹及核心影响因素决策树分析[J]. 护理管理杂志, 2024, 24(10): 829-833.
- [13] 宋晓梅, 彭艳婷, 安利杰, 等. 冠心病病人运动恐惧现状及影响因素分析[J]. 全科护理, 2022, 20(1): 94-97.
- [14] 雷梦杰, 刘婷婷, 熊司琦, 等. 心脏病患者运动恐惧量表的汉化及信度效度检验[J]. 中国护理管理, 2019, 19(11): 1637-1642.
- [15] 沈迎, 张瑞岩, 沈卫峰. 稳定性冠心病血运重建策略进展——2018 中国稳定性冠心病诊断与治疗指南解读[J]. 心脑血管病防治, 2019, 19(2): 107-111.
- [16] 宋晓梅, 马素慧, 彭艳婷, 等. 基于结构方程模型的冠心病患者运动恐惧影响因素分析[J]. 护理学杂志, 2022, 37(12): 64-67+78.
- [17] Shen, Y., Yan, T., Peng, Q., Zhang, B., Zhao, K. and Yang, Z. (2023) Kinesiophobia in Patients with Angina Pectoris of Coronary Artery Disease: A Cross-Sectional Survey. *Heart & Lung*, **57**, 7-11. <https://doi.org/10.1016/j.hrtlng.2022.07.012>
- [18] 赵珂. 冠心病 PCI 术后患者运动恐惧风险预测模型的构建与验证[D]: [硕士学位论文]. 郑州: 郑州大学, 2024.
- [19] 赵薇. 冠心病 PCI 术后患者运动恐惧影响因素研究及风险预测模型构建[D]: [硕士学位论文]. 秦皇岛: 华北理工大学, 2024.
- [20] 中国医师协会急诊医师分会, 国家卫健委能力建设与继续教育中心急诊学专家委员会, 中国医疗保健国际交流促进会急诊急救分会. 急性冠脉综合征急诊快速诊治指南(2019) [J]. 临床急诊杂志, 2019, 20(4): 253-262.
- [21] 尹媛媛, 程雪梅, 杨芳, 等. 老年急性冠状动脉综合征 PCI 术后患者运动恐惧现状及影响因素分析[J]. 中国临床护理, 2025, 17(7): 397-402.

- [22] 吴杨, 丁乙倩, 郑璐, 等. 急性心肌梗死 PCI 术后病人康复早期恐动症风险预测模型的构建与验证[J]. 循证护理, 2024, 10(24): 4495-4500.
- [23] Yakut Ozdemir, H., Ozalevli, S., Felekoglu, E., Baskurt, A.A. and Dursun, H. (2023) Kinesiophobia and Associated Factors in Patients with Myocardial Infarction. *Perceptual and Motor Skills*, **130**, 2564-2581. <https://doi.org/10.1177/00315125231204059>
- [24] Zhang, K., Liu, C., Sha, X., Yao, S., Li, Z., Yu, Y., *et al.* (2023) Development and Validation of a Prediction Model to Predict Major Adverse Cardiovascular Events in Elderly Patients Undergoing Noncardiac Surgery: A Retrospective Cohort Study. *Atherosclerosis*, **376**, 71-79. <https://doi.org/10.1016/j.atherosclerosis.2023.06.008>
- [25] Yang, L., Du, L., Ge, Y., Ou, M., Huang, W. and Wang, X. (2025) Prognosis Modelling of Adverse Events for Post-PCI Treated AMI Patients Based on Inflammation and Nutrition Indexes. *BMC Cardiovascular Disorders*, **25**, Article No. 36. <https://doi.org/10.1186/s12872-025-04480-7>
- [26] 高亚婷. 基于机器学习算法构建老年急性冠脉综合征患者院内死亡风险模型[D]: [硕士学位论文]. 长春: 吉林大学, 2025.
- [27] Bouzid, Z., Sejdic, E., Martin-Gill, C., Faramand, Z., Frisch, S., Alrawashdeh, M., *et al.* (2025) Electrocardiogram-Based Machine Learning for Risk Stratification of Patients with Suspected Acute Coronary Syndrome. *European Heart Journal*, **46**, 943-954. <https://doi.org/10.1093/eurheartj/ehae880>
- [28] Hou, M., Yan, F.J., Liu, Q.H., Ruan, Y. and Wan, L.H. (2025) Physical Activity, Frailty, and Kinesiophobia among Older Adult Patients with Coronary Heart Disease in China. *Geriatric Nursing*, **62**, 230-236. <https://doi.org/10.1016/j.gerinurse.2025.02.004>
- [29] 中华中医药学会慢性心力衰竭中医诊疗指南项目组. 慢性心力衰竭中医诊疗指南(2022 年) [J]. 中医杂志, 2023, 64(7): 743-756.
- [30] Qin, J., Xiong, J., Chen, C., Wang, X., Gao, Y., Zhou, Y., *et al.* (2023) Influencing Factors of Kinesiophobia in Older Patients with Chronic Heart Failure: A Structural Equation Model. *Clinical Cardiology*, **46**, 729-736. <https://doi.org/10.1002/clc.24024>
- [31] 李佳妮. 慢性心力衰竭患者恐动症风险预测模型的构建及验证[D]: [硕士学位论文]. 承德: 承德医学院, 2025.
- [32] 田世杰, 张一名. 机器学习算法及其应用综述[J]. 软件, 2023, 44(7): 70-75.
- [33] 廖健婷, 何昌礼, 韩丽珠, 等. 2024 版《心律失常管理指南更新》中房颤的药物治疗与综合管理解读[J/OL]. 医药导报: 1-10. <https://link.cnki.net/urlid/42.1293.R.20250821.1329.006>, 2025-09-18.
- [34] Wang, Q., Li, B., Chen, K., Yu, F., Su, H., Hu, K., *et al.* (2021) Machine Learning-Based Risk Prediction of Malignant Arrhythmia in Hospitalized Patients with Heart Failure. *ESC Heart Failure*, **8**, 5363-5371. <https://doi.org/10.1002/ehf2.13627>
- [35] Chen, L., Gou, X., Yang, S., Dong, H., Dong, F. and Wu, J. (2025) Identifying Potential Action Points for Reducing Kinesiophobia among Atrial Fibrillation Patients: A Network and DAG Analysis. *Quality of Life Research*, **34**, 1253-1264. <https://doi.org/10.1007/s11136-025-03897-z>
- [36] 中国心肌病综合管理指南 2025 [J]. 中国分子心脏病学杂志, 2025, 25(3): 6793-6837.
- [37] Zhou, M., Deng, Y., Liu, Y., Su, X. and Zeng, X. (2023) Echocardiography-Based Machine Learning Algorithm for Distinguishing Ischemic Cardiomyopathy from Dilated Cardiomyopathy. *BMC Cardiovascular Disorders*, **23**, Article No. 476. <https://doi.org/10.1186/s12872-023-03520-4>
- [38] 阿依西姑·巴伍敦. ICAM-1 基因单核苷酸多态性对缺血性心脏病风险影响预测模型的建立和验证[D]: [硕士学位论文]. 乌鲁木齐: 新疆医科大学, 2023.
- [39] 杜然, 滕腾, 赵云凤, 等. 急性心肌梗死并发缺血性心脏病风险预测模型及评分标准研究[J]. 中国心血管病研究, 2023, 21(11): 1003-1009.
- [40] 胡怡. 基于机器学习和二元 Logistic 回归对脓毒症心脏病患者死亡风险预测模型的建立和评价[D]: [硕士学位论文]. 银川: 宁夏医科大学, 2025.
- [41] Başar, R., Ocak, Ö., Erturk, A. and de la Roche, M. (2025) Leveraging Machine Learning Techniques to Predict Cardiovascular Heart Disease. *Information*, **16**, Article 639. <https://doi.org/10.3390/info16080639>
- [42] Wang, Y., Guan, X., Qu, S., Liao, J., Ming, X., Li, E., *et al.* (2025) Physical and Mental Health Management for the Older Adult Using Xgboost Algorithm Supported by New Media Technology: Developing Personalized Health Intervention Plans Using Healthcare Data from the CLHLS Database. *Frontiers in Public Health*, **13**, Article ID: 1535056. <https://doi.org/10.3389/fpubh.2025.1535056>
- [43] Huang, Q., Jiang, Z., Shi, B., Meng, J., Shu, L., Hu, F., *et al.* (2025) Characterisation of Cardiovascular Disease (CVD) Incidence and Machine Learning Risk Prediction in Middle-Aged and Elderly Populations: Data from the China Health

- and Retirement Longitudinal Study (CHARLS). *BMC Public Health*, **25**, Article No. 518. <https://doi.org/10.1186/s12889-025-21609-7>
- [44] 王凤廷, 宋静雯, 余雅婧, 等. 老年冠心病患者PCI术后运动恐惧风险预测模型的构建及验证[J]. 护士进修杂志, 2025, 40(19): 2080-2086.
 - [45] 海瑞, 王慧, 张蓉, 等. 基于机器学习的老年慢性心力衰竭病人衰弱风险预测模型的构建[J]. 护理研究, 2024, 38(12): 2103-2109.
 - [46] 赵静, 王彦哲, 季春晓, 等. 冠心病患者肌少症风险预测模型的构建及验证[J]. 中国临床护理, 2025, 17(8): 463-469.
 - [47] Cao, Y., Geddes, T.A., Yang, J.Y.H. and Yang, P. (2020) Ensemble Deep Learning in Bioinformatics. *Nature Machine Intelligence*, **2**, 500-508. <https://doi.org/10.1038/s42256-020-0217-y>
 - [48] 浙江大学医学院附属第二医院. 一种 PCI 术后患者运动恐惧风险动态预测方法及系统: 202311807320.3 [P]. 中国专利, 2024-03-22.
 - [49] Conrad, N., Verbeke, G., Molenberghs, G., Goetschalckx, L., Callender, T., Cambridge, G., *et al.* (2022) Autoimmune Diseases and Cardiovascular Risk: A Population-Based Study on 19 Autoimmune Diseases and 12 Cardiovascular Diseases in 22 Million Individuals in the UK. *The Lancet*, **400**, 733-743. [https://doi.org/10.1016/s0140-6736\(22\)01349-6](https://doi.org/10.1016/s0140-6736(22)01349-6)
 - [50] Lazarou, E. and Exarchos, T.P. (2024) Predicting Stress Levels Using Physiological Data: Real-Time Stress Prediction Models Utilizing Wearable Devices. *AIMS Neuroscience*, **11**, 76-102. <https://doi.org/10.3934/neuroscience.2024006>
 - [51] Kroenke, K., Spitzer, R.L. and Williams, J.B.W. (2001) The PHQ-9: Validity of a Brief Depression Severity Measure. *Journal of General Internal Medicine*, **16**, 606-613. <https://doi.org/10.1046/j.1525-1497.2001.016009606.x>
 - [52] Spitzer, R.L., Kroenke, K., Williams, J.B.W. and Löwe, B. (2006) A Brief Measure for Assessing Generalized Anxiety Disorder: The GAD-7. *Archives of Internal Medicine*, **166**, 1092-1097. <https://doi.org/10.1001/archinte.166.10.1092>
 - [53] Bäck, M., Jansson, B., Cider, Å., Herlitz, J. and Lundberg, M. (2012) Validation of a Questionnaire to Detect Kinesiophobia (Fear of Movement) in Patients with Coronary Artery Disease. *Journal of Rehabilitation Medicine*, **44**, 363-369. <https://doi.org/10.2340/16501977-0942>
 - [54] Li, Y., Mamouei, M., Salimi-Khorshidi, G., *et al.* (2022) Hi-BEHRT: Hierarchical Transformer-Based Model for Accurate Prediction of Clinical Events Using Multimodal Longitudinal Electronic Health Records. *IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics*, **27**, 1106-1117. <https://doi.org/10.1109/JBHI.2022.3224727>