

本文引用: 许婉晴, 曾 赞, 张时婕, 等. 基于机器学习的外周动脉疾病不良事件研究进展[J]. 中国动脉硬化杂志, 2026, 34 (6): 589-593, 600. DOI: 10.20039/j.cnki.1007-3949.2026.06.012.

[文章编号] 1007-3949(2026)34-06-0589-05

· 文献综述 ·

基于机器学习的外周动脉疾病不良事件研究进展

许婉晴^{1,2}, 曾 赞², 张时婕¹, 周 建²

1. 上海理工大学健康科学与工程学院, 上海市 200090; 2. 海军军医大学第三附属医院血管外科, 上海市 200433

[摘 要] 外周动脉疾病(PAD)是一类由动脉粥样硬化引起的、影响全身外周动脉的高负担疾病,其不良事件(截肢、再干预、死亡等)的精准风险分层对临床决策至关重要。机器学习模型为 PAD 患者的个性化风险预测提供了新手段,可弥补传统统计方法难以捕捉复杂非线性关系的不足。文章系统梳理了逻辑回归、XGBoost、随机森林、神经网络等机器学习方法在 PAD 不良事件风险预测中的应用,对比了不同模型的预测性能与适用场景。并进一步探讨了模型解释性、数据隐私与伦理等关键挑战,旨在为 PAD 不良事件的精准风险预测提供方法学参考,并为未来研究指明方向。

[关键词] 外周动脉疾病; 机器学习; 逻辑回归; XGBoost; 神经网络

[中图分类号] R5

[文献标识码] A

Research progress on adverse events of peripheral arterial disease based on machine learning

XU Wanqing^{1,2}, ZENG Zan², ZHANG Shijie¹, ZHOU Jian²

1. School of Health Science and Engineering, Shanghai University of Technology, Shanghai 200090, China; 2. Department of Vascular Surgery, Third Affiliated Hospital of Naval Medical University, Shanghai 200433, China

[ABSTRACT] Peripheral arterial disease (PAD) is a kind of high burden disease caused by atherosclerosis and affecting the peripheral arteries of the whole body. The precise risk stratification of adverse events (amputation, reintervention, death, etc.) is crucial to clinical decision-making. Machine learning models provide a new means for personalized risk prediction of PAD patients, which can compensate for the shortcomings of traditional statistical methods in capturing complex nonlinear relationships. This article systematically reviews the application of machine learning methods including Logistic regression, XGBoost, random forest and neural networks in the risk prediction of adverse events of PAD, and the predictive performance and applicable scenarios of different models were compared. And further explored key challenges such as model interpretability, data privacy, and ethics, aiming to provide methodological references for accurate risk prediction of adverse events in PAD and indicate directions for future research.

[KEY WORDS] peripheral arterial disease; machine learning; Logistic regression; XGBoost; neural network

外周动脉疾病(peripheral arterial disease, PAD)具有高发病率、高截肢率与高死亡率的特点,不仅严重威胁患者生命健康,也给社会医疗体系带来沉重负担。目前,临床对 PAD 患者不良事件(截肢、再干预、死亡等)的发生概率仍缺乏精准、个体化的评估手段,传统风险分层工具难以捕捉变量间复杂的非线性关联与交互作用,导致风险预测的准确性与

稳定性受限,无法为患者提供针对性的防治策略。

随着大数据与人工智能技术的快速发展,机器学习方法为解决这一临床痛点提供了新思路。与传统统计模型相比,机器学习模型能够从多维度临床数据中挖掘隐藏的风险模式,为每一位患者构建个性化的不良事件风险预测模型,助力实现 PAD 的精准风险分层与个体化管理。近年来,逻辑回归、

[收稿日期] 2025-09-24

[修回日期] 2025-12-04

[基金项目] 国家自然科学基金面上项目(82270513)

[作者简介] 许婉晴,硕士研究生,主要从事血管外科临床和基础研究,E-mail: sdcxwq@126.com。通信作者周建,教授,博士研究生导师,主要从事血管外科临床和基础研究,E-mail: 13818896067@139.com。

XGBoost、随机森林、神经网络、轻量梯度提升机、支持向量机等多种机器学习算法,已被逐步应用于PAD不良事件的预测研究中,但不同模型的性能表现、适用场景与临床转化价值仍缺乏系统性梳理与对比。

本文拟系统阐述机器学习技术在PAD不良事件风险预测中的研究进展,对比不同机器学习模型的预测能力与应用特点,探讨其在临床实践中的优势、局限性与未来发展方向,旨在为PAD患者的风险分层与精准防治提供方法学参考,推动机器学习技术在心血管疾病临床管理中的规范应用与转化落地。

1 外周动脉疾病概述

PAD是累及全身外周动脉的血管疾病,其主要致病原因为动脉粥样硬化。作为一种慢性血管损伤性病变,动脉粥样硬化以脂质、纤维结缔组织及钙盐异常沉积于动脉内膜为典型表现,会逐步引发动脉管壁增厚、纤维化及硬化,最终形成粥样斑块。斑块可导致血管管腔狭窄乃至闭塞,并继发一系列病理改变。

外周动脉是指除心、脑供血动脉以外的全身动脉,主要分布于四肢、腹部及盆腔等部位,承担着向全身各组织器官输送氧气与营养物质的重要生理功能。本文所讲的PAD,特指冠状动脉与主动脉之外的所有动脉病变,需与临床常用的下肢动脉疾病(lower extremity artery disease, LEAD)明确区分。从解剖范围来看,外周动脉涵盖下肢动脉、颅外段的颈动脉、锁骨下动脉、颅外段的椎动脉、上肢动脉、肠系膜动脉及肾动脉等多支血管,上述血管因动脉粥样硬化发生管腔狭窄或闭塞,均归属于PAD范畴^[1-2]。

1.1 流行病学

PAD全球高发,患病人数达1.13亿,患病群体以40岁及以上人群为主,其中42.6%的患者居住于中低社会人口指数国家^[3-4]。其全球患病率为1.52%,随年龄增长而增加(80~84岁人群患病率为14.91%),同一年龄段女性患病率高于男性(18.03%比10.56%)^[5]。PAD具有高发病率、高致残率和高死亡率的特点,其发病率随着年龄增长而增加。进入21世纪以来,人口老龄化不断加剧,PAD对人类身体健康的危害愈发不容忽视^[2]。

PAD包括下肢动脉疾病、锁骨下动脉狭窄、肾

动脉狭窄、上肢动脉疾病、肠系膜动脉疾病^[1-2]。传统上,晚期PAD主要通过开放性手术进行治疗。近几十年来,血管内介入作为微创替代方案,临床应用愈发普遍。然而,血管内血运重建具有较高的并发症风险,超过一半的血管内治疗组患者会发生严重不良肢体事件或死亡^[6]。因此,对PAD患者进行治疗时应进行风险评估。

1.2 临床治疗

PAD的治疗原则包括:①延缓疾病进展,减少心脑血管不良事件发生风险;②缓解间歇性跛行临床症状;③改善下肢灌注、促进侧支血管生成,降低截肢风险。临床干预手段主要包含危险因素管控、规律步行锻炼、抗栓药物治疗以及外科开放手术与介入腔内治疗。在PAD常规药物管理中,阿司匹林等抗血小板药物为一线基础用药,临床应用已形成统一共识,抗凝药物并非常规首选方案。但患者病变进展或经球囊扩张联合支架植入术后,除出现血小板聚集外,机体凝血系统可同步活化,诱发动脉腔内血栓形成。球囊扩张术中易损伤血管内膜,诱发内膜撕裂与动脉夹层,损伤靶血管远期通畅率;此外,支架植入后局部血流动力学发生改变,进一步升高术后再狭窄发生风险^[5]。

1.3 不良事件及影响因素

PAD起因于动脉粥样硬化,而动脉粥样硬化通常是全身性的。因此PAD可作为反映其他部位血管病变、其他类型动脉粥样硬化性心血管疾病及程度的窗口。患者发生PAD后,发生致命性与非致命性心脑血管不良事件的整体风险升高^[7]。主要不良心血管事件(major adverse cardiovascular event, MACE)指包括心肌梗死、脑卒中和心血管死亡的复合终点。心血管死亡根据已建立的标准^[8-9]进行定义,包括致命的心肌梗死、致命的心力衰竭、致命的脑卒中、致命的腹主动脉瘤破裂和心脏性猝死。研究显示,PAD患者发生心肌梗死、脑卒中、心血管死亡的风险是无PAD人群的2~4倍。在有PAD并接受血运重建的患者中,死亡率是冠心病患者的近3倍(风险比为2.91,调整后仍高达1.17~1.48)^[10]。

在一项包括11391例^[11]无症状颈动脉狭窄患者的17项研究的系统综述中,63%的无症状颈动脉狭窄晚期死亡与心脏事件有关,平均心脏相关死亡率为2.9%/年。许多研究表明,即使在常规危险因素调整后,有症状或无症状的PAD患者的死亡率、心血管疾病死亡率和发病率(心肌梗死、脑卒中)的

风险也会增加^[12]。踝臂指数(ankle-brachial index, ABI) <0.90 与 10 年冠状动脉事件发生率、心血管疾病死亡率和总死亡率增加 1 倍以上相关^[12]。5 年后,20% 的间歇性跛行患者出现心肌梗死或脑卒中,死亡率为 10% ~ 15%^[13-16]。同时,下肢动脉硬化患者会有截肢的风险,有研究者^[17]在文献中指出,51% ~ 93% 的下肢大截肢是由于 PAD。以上这些数据都强调了研究 PAD 不良事件的重要性,就当前技术而言,使用机器学习对 PAD 不良事件预测具有很大的科学意义。PAD 的主要危险因素包括年龄、性别、吸烟、糖尿病、高血压、血脂异常、肾功能衰竭等^[18-19],但健康素养、家庭环境、单位状况及自我约束等多项因素的影响也不容忽视,有研究发现咖啡与动脉粥样硬化的发生呈显著正相关^[20]。这些患者中,糖尿病和其他心血管风险增加。

2 外周动脉疾病不良事件风险预测研究

2.1 方法综述

在预测 PAD 不良事件的研究领域中,常用的方法包括传统的统计方法如逻辑回归,以及现代的机器学习模型,如 XGBoost、随机森林(random forest)、神经网络(neural network)和梯度提升(gradient boosting)、深度卷积网络(deep convolutional networks)、支持向量机(support vector machine)等(表 1)。机器学习模型可以相当准确地预测 PAD 患者重大不良心血管事件、重大不良肢体事件以及全因死亡^[21]。机器学习模型可应用于术前、术中和术后阶段,预测不良事件发生率,辅助医生建立治疗策略的决策。同时,机器学习模型在人口统计学和临床亚群中仍然保持稳健,并且优于现有的预测工具和逻辑回归。

表 1. 不同机器学习模型的原理、优势和局限性

Table 1. Principles, advantages, limitations of different machine learning models

模型	原理	优势	局限性
逻辑回归	逻辑回归模型是对二分类因变量(即 $y=1$ 或 $y=0$)进行回归分析时应用最普遍的多元量化分析方法	简单、可解释性强	忽略非线性关系
XGBoost	XGBoost 是一组分类回归树的集成。通常,单棵树的强度不足以在实践中使用。实际使用的是集合模型,它将多棵树的预测结合在一起。将每个树的预测分数相加以得到最终分数	高精度、抗过拟合	计算资源需求较高
随机森林	随机森林就是一个由多个决策树 $h(X\theta_k)$ 组成的多分类器或多回归器,其中 θ_k 是服从同一分布且彼此独立的随机向量	特征重要性评估	可能过拟合
神经网络	神经网络是由一系列简单单元相互密集连接构成,其中每一个单元有一定数量的实值输入(可能是其他单元的输入)并产生单一的实数值输出(可能成为其他很多单元的输入)	复杂模式识别	“黑箱”,不可解释

2.2 逻辑回归

逻辑回归模型简单,易于理解和解释,适合初步分析和提供直观的预测结果。但它的缺点是对数据的分布和关系有较强的假设,无法很好地处理变量间的复杂交互和非线性关系,预测能力可能受限,无法捕捉变量之间的复杂交互作用和非线性关系。为了评估患者特征与 30 天死亡率之间的关联,有研究者采用单因素和多因素逻辑回归分析模型进行评估,结果表明截肢水平和美国麻醉医师协会分类是影响 30 天死亡率的重要因素^[22],膝上/经膝截肢的优势比(odds ratio, OR)为 3.84,意味着膝上/经膝截肢死亡概率是“膝下截肢”患者的 3.84 倍,这种差异由偶然造成的概率仅 0.1%。这一发现对于理解 PAD 患者截肢后短期死亡风险的预测因素具有重要意义,并可能有助于指导临床决策和患者管理。动脉血栓形成事件是血管重建后截肢、

发病率和死亡率的主要原因,因此有研究者^[23]对下肢血管重建后移植物血栓形成进行预测,在所有三种已开发的极大似然模型(XGBoost、决策树和逻辑回归)中,逻辑回归模型在判别指标(AUC)和校准分析中都显示出最高的预测性能。在一项使用逻辑回归对糖尿病患者伴 PAD 的不良事件进行分析研究中^[24],研究者以截肢、再干预和死亡作为终点事件,采用 McFadden 伪 R 平方来评估模型的拟合度;截肢预测模型的 McFadden R^2 值为 0.071,提示模型仅可解释约 7% 的总体变异,该数值低于学界公认的优秀拟合度(0.2 ~ 0.4);对于再干预和死亡,McFadden R^2 值分别为 0.046 和 0.124,提示模型解释的变异更少。研究结果显示逻辑回归的预测方向正确,但是错误率达 61%,对异常值的敏感性高,在处理存在大量未解释的数据集时易出现过拟合问题。

2.3 XGBoost

XGBoost 是一种基于梯度提升决策树的集成学习方法,它通过构建多个决策树并进行梯度提升来提高预测精度。它的特点是在处理大规模数据集时表现出色,具有较高的计算效率,在二元分类问题中通常能够提供较高的准确率,同时建立出的模型会相对较少地产生过拟合。Li 等^[25-27]通过对比 6 种机器学习模型发现,XGBoost 在预测 PAD 患者术后 30 天主要不良肢体事件和 1 年主要不良肢体事件或全因死亡的效能显著优于其他模型($AUC: 0.92, 95\% CI: 0.91 \sim 0.93$),其优势源于对特征交互的非线性建模能力及正则化策略对过拟合的抑制。值得注意的是,该模型在外部验证队列中仍保持 AUC 为 0.89,提示其潜在的临床普适性,显示出其在预测 PAD 血管内干预后 1 年结果方面的优越性能。而在 Zhang 等^[28]预测因 PAD 住院患者的住院死亡率研究中,XGBoost 的准确率最低只有 72%,但是却有着最高的召回率。此外,Li 等^[29]发布的研究中,根据 3 种生物标志物的浓度训练了 3 个机器学习模型,XGBoost 模型在其中表现最好。

2.4 随机森林

随机森林是一种集成学习方法,它通过构建多个决策树来提高预测的准确性和稳定性。由于具有出色的分类性能和特征重要性评估,近年来,随机森林被广泛使用。但随机森林的缺点也很明显,模型可能会过拟合,需要调整的参数较多,计算成本相对较高。Austin 等^[24]在研究中采用随机森林模型分析合并糖尿病的 PAD 患者的不良事件,该模型错误率为 31%,显著低于对照逻辑回归的 61%,提示随机森林预测性能更优。另有研究^[30]使用随机森林模型,以无假设的方式利用多种临床、人口统计学、影像学和基因组信息建立模型,用于 PAD 筛查与远期死亡风险预测,相较于传统逐步逻辑回归模型,随机森林模型在病例识别及死亡预后预测中效能更突出,可为临床医师提供精准的死亡风险评估。

2.5 神经网络

神经网络是一种模仿生物神经系统(例如人脑神经元连接)的数学模型和计算框架。它由大量相互连接的神经元(或节点)组成,通过这些神经元的连接传递信号,并进行处理。神经网络通常用于解决复杂的模式识别、分类、回归、预测等任务。神经网络在医学领域的应用日益广泛,特别是在临床诊断、医学影像分析、药物研发、个性化治疗等方面,展现了巨大的潜力和价值。在 265 例下肢 PAD 患

者队列中,Dai 等^[31]训练了一个卷积神经网络,根据狭窄程度对下肢动脉段进行分类。该模型对膝上动脉的分类准确率达 91.5%,对膝下动脉的分类准确率达 90.9%。也有研究者利用径向基函数神经网络,证明了机器学习算法可以用于增强循证决策。在 Li 等^[25-27]的研究中,神经网络作为 6 种机器学习模型之一被用来预测 1 年的重大肢体不良事件。

2.6 其他机器学习模型

部分文献中还提到了其他相关的机器学习方法。如 Zhang 等^[28]的研究中,使用了轻量梯度提升机,该模型在预测 PAD 患者住院死亡率方面表现出了良好的性能,显示出较好的预测能力。在另一项研究^[32]中,梯度增强算法在预测 PAD 患者的 MACE 风险方面优于其他模型,外部验证证实了其临床适用性。支持向量机在高维空间中寻找最佳分割超平面,适用于小样本和非线性问题,也有研究者将其作为预手术特征的机器学习模型之一用来预测 1 年的 MACE 或死亡^[33]。Wang 等^[34]在研究中使用了朴素贝叶斯模型,结果显示模型在预测难治性糖尿病足溃疡方面表现最佳,具有最高的 AUC 值和召回率。梯度增强算法在预测 PAD 患者的 MACE 风险方面优于其他模型,外部验证证实了其临床适用性。

由此,我们不难看出传统的统计方法如逻辑回归,虽然易于理解和解释,但在处理变量间复杂交互和非线性关系时存在局限性。而多种现代机器学习技术则在测试中展现出了较高的准确性和稳定性。总体而言,机器学习技术在 PAD 不良事件研究中展现出巨大的潜力,但同时也面临着模型解释性、数据隐私和伦理等挑战,这些是未来研究需要关注和解决的问题。

3 展 望

PAD 早期不易被发现,使用生物标志物有助于其诊断,但仍需结合临床表现和影像学检查,而机器学习可以将围手术期的数据充分使用,提供个性化风险评估。当前,机器学习在 PAD 的使用尚处于起步阶段,但其应用前景广阔。未来研究可以通过整合来自电子健康记录、基因组数据、影像学数据等多种来源的数据,构建多模态数据集,从而使机器学习模型能够从不同维度捕捉疾病的复杂特征,进而提高不良事件预测的准确性和可靠性。深度学习技术,尤其是深度神经网络,凭借其在处理复

杂非线性关系方面的突出优势,预计将在 PAD 不良事件预测领域扮演更重要的角色。研究者可以探索循环神经网络和长短期记忆网络等更复杂的网络结构,以处理时间序列数据,预测疾病的长期发展。通过这些技术,可以实现对患者的细致分层,为个性化医疗和精准化治疗提供支持,模型能够根据患者的特定特征预测疾病进展和治疗反应,为每位患者提供定制化的治疗方案。

此外,结合可穿戴设备和移动健康技术,机器学习模型能够实时监测患者的生物标志物预测疾病发展阶段,及时发现疾病的早期迹象,实现早期干预,有助于降低患者的疾病负担和医疗成本。尽管机器学习模型在预测准确性上取得了显著进展,但其“黑箱”特性限制了其在临床实践中的应用。因此,未来研究可以探索因果推断方法,并开发更具解释性的模型,使医生和患者能够理解模型的预测依据,增强模型的可信度和临床应用价值。随着机器学习技术在 PAD 不良事件研究中的深入应用,跨学科合作变得尤为重要,需要计算机科学家、临床医生、生物统计学家等紧密合作,共同解决技术难题。同时,随着医疗数据的广泛使用,数据隐私和伦理问题也日益突出,需要制定相应的政策和规范,确保患者数据的安全和隐私。

[参考文献]

- [1] ABOYANS V, RICCO J B, BARTELINK M L E L, et al. 2017 ESC guidelines on the diagnosis and treatment of peripheral arterial diseases, in collaboration with the European society for vascular surgery (ESVS): document covering atherosclerotic disease of extracranial carotid and vertebral, mesenteric, renal, upper and lower extremity arteries Endorsed by: the European stroke organization (ESO) the task force for the diagnosis and treatment of peripheral arterial diseases of the European society of cardiology (ESC) and of the European society for vascular surgery (ESVS)[J]. *Eur Heart J*, 2018, 39(9): 763-816.
- [2] KRISHNAN P, COLLINS T. Peripheral artery disease[J]. *Interv Cardiol Clin*, 2014, 3(4).
- [3] FOWKES F G R, RUDAN D, RUDAN I, et al. Comparison of global estimates of prevalence and risk factors for peripheral artery disease in 2000 and 2010: a systematic review and analysis[J]. *Lancet*, 2013, 382(9901): 1329-1340.
- [4] MOKDAD A H, MENSAH G A, KRISH V, et al. Global, regional, national, and subnational big data to inform health equity research: perspectives from the global burden of disease study 2017[J]. *Ethn Dis*, 2019, 29(1): 159-172.
- [5] 张温温, 史洪涛, 吴延庆, 等. 定向斑块旋切治疗下肢股浅动脉硬化闭塞症[J]. *中国动脉硬化杂志*, 2022, 30(2): 147-151.
ZHANG W W, SHI H T, WU Y Q, et al. Directional atherectomy for the treatment of lower extremity superficial femoral arteriosclerosis obliterans[J]. *Chin J Arterioscler*, 2022, 30(2): 147-151.
- [6] LI B, WARREN B E, EISENBERG N, et al. Machine learning to predict outcomes of endovascular intervention for patients with PAD[J]. *JAMA Netw Open*, 2024, 7(3): e242350.
- [7] LIN J, CHEN Y, JIANG N, et al. Burden of peripheral artery disease and its attributable risk factors in 204 countries and territories from 1990 to 2019[J]. *Front Cardiovasc Med*, 2022, 9: 868370.
- [8] HIRSCH A T, CRIQUI M H, TREAT-JACOBSON D, et al. Peripheral arterial disease detection, awareness, and treatment in primary care[J]. *JAMA*, 2001, 286(11): 1317-1324.
- [9] HIRSCH A T, HALVERSON S L, TREAT-JACOBSON D, et al. The minnesota regional peripheral arterial disease screening program: toward a definition of community standards of care[J]. *Vasc Med*, 2001, 6(2): 87-96.
- [10] TAKAHARA M, SOGA Y, HIDA O. Lower extremity arterial disease vs. coronary artery disease: mortality differences after revascularization[J]. *Eur Heart J*, 2024, 45(18): 1634-1643.
- [11] VAN KUIJK J P, FLU W J, WELTEN G M J M, et al. Long-term prognosis of patients with peripheral arterial disease with or without polyvascular atherosclerotic disease[J]. *Eur Heart J*, 2010, 31(8): 992-999.
- [12] ANAND S S, CARON F, EIKELBOOM J W, et al. Major adverse limb events and mortality in patients with peripheral artery disease: the COMPASS trial[J]. *J Am Coll Cardiol*, 2018, 71(20): 2306-2315.
- [13] GIANOPOULOS A, KAKKOS S, ABBOTT A, et al. Long-term mortality in patients with asymptomatic carotid stenosis: implications for statin therapy[J]. *Eur J Vasc Endovasc Surg*, 2015, 50(5): 573-582.
- [14] CRIQUI M H, ABOYANS V. Epidemiology of peripheral artery disease[J]. *Circ Res*, 2015, 116(9): 1509-1526.
- [15] HSU P C, LEE W H, TSAI W C, et al. Comparison between estimated and brachial-ankle pulse wave velocity for cardiovascular and overall mortality prediction[J]. *J Clin Hypertens (Greenwich)*, 2021, 23(1): 106-113.
- [16] WEITZ J I, BYRNE J, CLAGETT G P, et al. Diagnosis and treatment of chronic arterial insufficiency of the lower extremities: a critical review[J]. *Circulation*, 1996, 94(11): 3026-3049.
- [17] UNWIN N. Epidemiology of lower extremity amputation in centres in Europe, north America and east Asia[J]. *Br J Surg*, 2000, 87(3): 328-337.
- [18] TASC Steering Committee, JAFF M R, WHITE C J, et al. An update on methods for revascularization and expansion of the TASC lesion classification to include below-the-knee arteries: a supplement to the inter-society consensus for the management of peripheral arterial disease (TASC II)[J]. *Vasc Med*, 2015, 20(5): 465-478.
- [19] MAZZOLAI L, TEIXIDO-TURA G, LANZI S, et al. 2024 ESC guidelines for the management of peripheral arterial and aortic diseases[J]. *Eur Heart J*, 2024, 45(36): 3538-3700.

(下转第 600 页)

- (10); e1391-e1401.
- [34] JIN Z, LUO Q, SUN X, et al. HDL-C variability linked to depression risk in older Chinese adults: insights from observational and mendelian randomization studies[J]. *J Affect Disord*, 2025, 388: 119610.
- [35] ODNOSHIVKINA J G, SIBGATULLINA G V, PETROV A M. Lipid-dependent regulation of neurotransmitter release from sympathetic nerve endings in mice atria[J]. *Biochimica et Biophysica Acta (BBA)-Biomembranes*, 2023, 1865(7): 184197.
- [36] 崔京, 李逸雯, 罗斌玉, 等. 糖尿病泛血管病变: 理念、现状与挑战[J]. *中国循证医学杂志*, 2023, 23(2): 133-138.
- CUI J, LI Y W, LUO B Y, et al. Panvasculopathy in diabetes: concept, status and challenges[J]. *Chin J Evid-based Med*, 2023, 23(2): 133-138.
- [37] WANG M C, LI C I, LIU C S, et al. Effect of blood lipid variability on mortality in patients with type 2 diabetes: a large single-center cohort study[J]. *Cardiovasc Diabetol*, 2021, 20(1): 228.
- [38] HUKPORTIE D N, LI F R, ZHOU R, et al. Lipid variability and risk of microvascular complications in action to control cardiovascular risk in diabetes (ACCORD) trial: a post hoc analysis[J]. *J Diabetes*, 2022, 14(6): 365-376.
- [39] KARIMI M A, VAEZI A, ANSARI A, et al. Lipid variability and risk of microvascular complications in patients with diabetes[J]. *BMC Endocr Disord*, 2024, 24(1): 4.
- [40] LEE S, ZHOU J, WONG W T, et al. Glycemic and lipid variability for predicting complications and mortality in diabetes mellitus using machine learning[J]. *BMC Endocr Disord*, 2021, 21(1): 94.
- [41] CHAE S Y, KIM Y, PARK C W. Oxidative stress induced by lipotoxicity and renal hypoxia in diabetic kidney disease and possible therapeutic interventions: targeting the lipid metabolism and hypoxia[J]. *Antioxidants (Basel)*, 2023, 12(12): 2083.
- [42] 中国血脂管理指南修订联合专家委员会. 中国血脂管理指南(2023年)[J]. *中华心血管病杂志*, 2023, 51(3): 221-255.
- Joint committee on the Chinese Guidelines for Lipid Management. Chinese guidelines for lipid management (2023)[J]. *Chin J Cardiol*, 2023, 51(3): 221-255.
- (此文编辑 王颖)

(上接第 593 页)

- [20] 阿如娜, 柴泽鲲, 刘龔姣, 等. 咖啡消费与动脉粥样硬化风险的孟德尔随机化研究[J]. *中国动脉硬化杂志*, 2024, 32(10): 883-889.
- A R N, CHAI Z K, LIU Y J, et al. Mendelian randomization study on coffee consumption and atherosclerosis risk[J]. *Chin J Arterioscler*, 2024, 32(10): 883-889.
- [21] PEREZ S, THANDRA S, MELLAH I, et al. Machine learning in vascular medicine: optimizing clinical strategies for peripheral artery disease[J]. *Curr Cardiovasc Risk Rep*, 2024, 18(12): 187-195.
- [22] ABRY L, WEISS S, MAKALOSKI V, et al. Peripheral artery disease leading to major amputation: trends in revascularization and mortality over 18 years[J]. *Ann Vasc Surg*, 2022, 78: 295-301.
- [23] GHANDOUR S, RODRIGUEZ ALVAREZ A A, CIERI I F, et al. Using machine learning models to predict post-revascularization thrombosis in PAD[J]. *Front Artif Intell*, 2025, 8: 1540503.
- [24] AUSTIN A M, RAMKUMAR N, GLADDERS B, et al. Using a cohort study of diabetes and peripheral artery disease to compare Logistic regression and machine learning via random forest modeling[J]. *BMC Med Res Methodol*, 2022, 22(1): 300.
- [25] LI B, EISENBERG N, BEATON D, et al. Predicting mortality risk following major lower extremity amputation using machine learning[J]. *J Vasc Surg*, 2025, 82(2): 617-631.
- [26] LI B, VERMA R, BEATON D, et al. Predicting outcomes following lower extremity open revascularization using machine learning[J]. *Sci Rep*, 2024, 14(1): 2899.
- [27] LI B, ALJABRI B, VERMA R, et al. Predicting outcomes following lower extremity endovascular revascularization using machine learning[J]. *J Am Heart Assoc*, 2024, 13(9): e033194.
- [28] ZHANG D, LI Y, KALBAUGH C A, et al. Machine learning approach to predict in-hospital mortality in patients admitted for peripheral artery disease in the United States[J]. *J Am Heart Assoc*, 2022, 11(20): e026987.
- [29] LI B, NASSERELDINE R, ZAMZAM A, et al. Development and evaluation of a prediction model for peripheral artery disease-related major adverse limb events using novel biomarker data[J]. *J Vasc Surg*, 2024, 80(2): 490-497.
- [30] CALLEGARI S, ROMAIN G, CLEMAN J, et al. Long-term mortality predictors using a machine-learning approach in patients with chronic limb-threatening ischemia after peripheral vascular intervention[J]. *J Am Heart Assoc*, 2024, 13(10): e034477.
- [31] DAI L, ZHOU Q, ZHOU H, et al. Deep learning-based classification of lower extremity arterial stenosis in computed tomography angiography[J]. *Eur J Radiol*, 2021, 136: 109528.
- [32] SONG P, LIU X, WANG L, et al. Interpretable machine learning prediction model for major adverse cardiovascular events in patients with peripheral artery disease[J]. *J Vasc Surg*, 2025, 82(4): 1421-1437.
- [33] LI B, EISENBERG N, BEATON D, et al. Using machine learning to predict outcomes following suprainguinal bypass[J]. *J Vasc Surg*, 2024, 79(3): 593-608.
- [34] WANG S, XIA C, ZHENG Q, et al. Machine learning models for predicting the risk of hard-to-heal diabetic foot ulcers in a Chinese population[J]. *Diabetes Metab Syndr Obes*, 2022, 15: 3347-3359.
- (此文编辑 许雪梅)