



doi:10.7659/j.issn.1005-6947.2024.12.015  
http://dx.doi.org/10.7659/j.issn.1005-6947.2024.12.015  
China Journal of General Surgery, 2024, 33(12):2062-2068.

· 文献综述 ·

## 人工智能在外周动脉疾病中的应用研究进展

任洪成<sup>1,2,3</sup>, 陈作观<sup>1</sup>, 李拥军<sup>1</sup>

(1. 北京医院/国家老年医学中心/中国医学科学院老年医学研究院 血管外科, 北京 100730; 2. 中国科学院大学医学院, 北京 101408; 3. 航天中心医院 介入血管科, 北京 100049)

### 摘要

外周动脉疾病 (PAD) 患者死亡和截肢的风险较高, 但很多 PAD 患者没有症状或临床症状不典型, 普遍存在低知晓率和低诊断率。随着人口老龄化和危险因素流行, PAD 负担会增加。人工智能 (AI) 是指能够模拟人类智能并执行人类任务的机器人和算法, 涵盖了机器学习、深度学习、自然语言处理、计算机视觉等方面。AI 在 PAD 中的应用尚处于起步阶段, 但其前景是巨大的。本文总结目前 AI 在 PAD 患者中的临床应用和局限性。

### 关键词

外周动脉疾病; 人工智能; 机器学习; 深度学习; 自然语言处理; 综述

中图分类号: R654.3

## Advances in the application of artificial intelligence in peripheral arterial disease

REN Hongcheng<sup>1,2,3</sup>, CHEN Zuoguan<sup>1</sup>, LI Yongjun<sup>1</sup>

(1. Department of Vascular Surgery, Beijing Hospital/National Center of Gerontology/Institute of Geriatric Medicine, Chinese Academy of Medical Sciences, Beijing 100730, China; 2. Medical School, University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 101408, China; 3. Department of Vascular Interventions, Aerospace Center Hospital, Beijing 100049, China)

### Abstract

Peripheral arterial disease (PAD) is associated with a high risk of mortality and amputation. However, many PAD patients remain asymptomatic or present with atypical symptoms, leading to low awareness and diagnostic rates. With an aging population and the increasing prevalence of risk factors, the burden of PAD is expected to grow. Artificial intelligence (AI), encompassing machine learning, deep learning, natural language processing, and computer vision, refers to machines and algorithms capable of simulating human intelligence and performing human-like tasks. Although the application of AI in PAD is still in its early stages, its potential is substantial. This article reviews the current clinical applications and limitations of AI in the management of PAD patients.

### Key words

Artificial Intelligence; Peripheral Arterial Disease; Machine Learning; Deep Learning; Natural Language Processing; Review

CLC number: R654.3

**基金项目:** 北京市医师科学家培养计划项目 (BJPSTP-2024-13); 中央高水平医院临床科研业务费助航专项 (BJ-2024-093); 首都卫生发展科研基金青年优才 (2024-4-40513); 中央高水平医院临床科研业务费队列专项 (BJ-2024-142)。

**收稿日期:** 2024-10-13; **修订日期:** 2024-12-06。

**作者简介:** 任洪成, 北京医院/国家老年医学中心/中国医学科学院老年医学研究院博士研究生, 主要从事外周血管疾病和门静脉高压症方面的研究。

**通信作者:** 李拥军, Email: liyongjun4679@bjhmoh.cn

2024年美国心脏病学会/心脏协会/血管外科学会等多学科联合指南<sup>[1]</sup>中的外周动脉疾病(peripheral arterial disease, PAD)特指下肢动脉粥样硬化性疾病,已成为日益严重的全球卫生保健问题,2010年全球约有2.02亿PAD病例<sup>[2-3]</sup>。研究<sup>[4]</sup>显示,因PAD接受血运重建的患者面临的死亡风险几乎是接受冠状动脉疾病血运重建患者的3倍,可能和PAD患者年龄更大,患心血管疾病及合并症的比例高和服用心脏保护药物更少有关。尽管PAD患者死亡和截肢的风险很高,但很多PAD患者没有症状或临床症状不典型,普遍存在低知晓率和低诊断率,PAD患者通常在疾病晚期才被诊断出来<sup>[5-8]</sup>。随着人口老龄化和PAD危险因素流行,PAD的疾病负担会增加<sup>[9]</sup>。人工智能(artificial intelligence, AI)是指能够模拟人类智能并执行人类任务的机器人和算法,涵盖了机器学习(machine learning, ML)、深度学习(deep learning, DL)、自然语言处理(natural language processing, NLP)、计算机视觉等方面<sup>[10-11]</sup>。AI在PAD中的应用尚处于起步阶段,但其前景是巨大的。本文总结目前AI在PAD患者中的临床应用和局限性。

## 1 NLP

NLP是指计算机智能地处理人类语言(包括口头和书面语言)的能力,可用于分析大量文本形式的内容(如电子病历,特别是非结构化的叙述性临床笔记,或放射科医生对图像的解读报告)<sup>[12]</sup>。基于电子病历系统的NLP技术可用于PAD患者的筛查。2010年,考虑到全基因组关联研究涉及的数据量庞大,手动审查医疗记录耗时和费力,Savova等<sup>[13]</sup>应用、扩展并评估了从放射报告(下肢血管造影或超声检查)中识别PAD患者的开源临床NLP系统(梅奥诊所的临床文本分析和知识提取系统),该研究创建的金标准包括223例阳性病例(下肢动脉严重狭窄或闭塞)、19例阴性病例(下肢动脉无中度重度狭窄或闭塞,或仅存在轻度狭窄)、63例疑似病例(下肢动脉中度狭窄)和150例未知病例(缺乏信息)。NLP系统与金标准的总体准确率的一致性为0.93。基于NLP系统的阳性、疑似和未知病例的敏感度为0.93~0.96,阴性病例的敏感度为0.72。然而,放射学报告仅描述

放射学检查的结果,并不包含病史、体格检查、实验室检查、治疗经过等其他临床医疗记录。2017年,在包含1569例患者(806例PAD患者和763例对照组患者)的电子健康记录中,Afzal等<sup>[14]</sup>开发了一套用于从临床叙述笔记中自动识别PAD患者的NLP算法。以踝肱指数(ankle brachial index, ABI)检测结果为金标准,与基于传统ICD-9代码的算法相比,NLP算法具有更好的准确率(91.8% vs. 83%,  $P<0.001$ )、阳性预测值(92.9% vs. 79.9%,  $P<0.001$ )和特异度(92.5% vs. 75.9%,  $P<0.001$ )。ICD-9代码算法用于挖掘结构化信息,而NLP则用于从非结构化数据中提取有意义的信息,同时ICD-9代码算法主要用于医疗交易和报销管理。2018年,Afzal等<sup>[15]</sup>在此基础上扩展了之前经过验证的用于PAD筛查的NLP算法,开发并验证了用于从临床笔记中识别严重下肢缺血(critical lower limb ischemia, CLI)患者的NLP算法(295例CLI患者和497例对照组患者)。与基于ICD-9代码的算法相比,NLP算法具有更高的阳性预测值(96% vs. 67%,  $P<0.001$ )、特异度(98% vs. 74%,  $P<0.001$ )和F1分数(统计学中用来衡量二分类模型精确度的指标,是精确率和召回率的调和平均数;90% vs. 76%,  $P<0.001$ )。这两种方法的敏感度相似(CLI-NLP算法84%; ICD-9代码的算法88%,  $P<0.12$ )。然而,以上研究大多为单中心,需要进一步验证。2020年,Weissler等<sup>[16]</sup>利用杜克大学医疗系统中6861例PAD患者的临床笔记,通过10倍交叉验证对NLP模型进行了训练、测试和验证。与基于结构化数据的方法相比,NLP模型的AUC(0.888 vs. 0.801,  $P<0.0001$ )和精确度AUC的中位数较高(0.909 vs. 0.816)。虽然该研究对NLP模型进行了内部验证,然而仍需要外部验证。

尽管这些初步结果很有希望,但NLP在PAD中的应用仍面临一定的挑战。非结构化的临床笔记中包含大量专业术语、隐含信息和复杂的逻辑关系,未来需要加强高效NLP技术的开发,满足医疗实践中的期望和需求。通过NLP技术可以自动识别和分析大量文本形式的内容,从而准确识别出PAD患者,还为后续的临床决策提供坚实的基础,实现对PAD患者风险调整策略的智能提醒(包括抗血小板治疗、降血脂治疗、降压治疗以及戒烟等)。

## 2 ML

ML作为AI的一个重要子领域,是通过大量数据或其他经验自动改进计算机算法的研究,ML可用于PAD患者的识别诊断、预后评估和治疗决策。在ML算法的开发中,通常被划分为训练、验证和测试三个部分,按照其是否标记数据分为有监督学习和无监督学习<sup>[17-20]</sup>。

### 2.1 PAD患者的识别和诊断

多项研究开发了识别PAD的ML算法。2016年,在一项包含1 755例患者的前瞻性观察研究中,Ross等<sup>[21]</sup>采用多种有监督的ML算法,以无假设的方式融合各种基线的临床、人口统计学、影像学 and 基因组学信息,建立可识别PAD患者和预测未来病死率的模型。与标准逐步线性回归模型相比,ML模型在识别PAD患者(AUC: 0.87 vs. 0.76,  $P=0.03$ )和预测未来病死率(AUC: 0.76 vs. 0.65,  $P=0.10$ )方面均优于逐步逻辑回归模型。然而,本研究只使用拥有完整数据资料的患者来构建模型。在临床实践中,患者数据经常丢失,这可能会降低ML模型预测的准确性。2018年,McCarthy等<sup>[22]</sup>在354例下肢动脉和/或冠状动脉造影的患者中(132例PAD患者)采用生物标志物(中期因子、肾损伤分子1、白细胞介素23、卵泡刺激素、血管生成素1和嗜酸性粒细胞趋化蛋白1)与临床风险因素(高血压病史)相结合的ML模型来识别闭塞性PAD。该模型的样本接收器AUC为0.85,交叉验证AUC为0.84;ML模型得分越高,血管造影显示动脉狭窄的严重程度越高。然而,该研究中的人群主要是白种人,且样本量较小。PAD影像学表现严重程度与临床症状严重程度不一定呈线性关系。2020年,Qutrio Baloch等<sup>[23]</sup>采用有监督的ML方法(随机森林、神经网络、广义线性模型)在703例确诊或疑似PAD患者中发现临床症状严重程度评分、小腿围、年龄(岁)和6 min步行距离是识别PAD的重要变量。通过6 min步行距离评估的下肢运动功能和通过生活质量问卷进行评估的临床症状严重程度存在非线性关系。2021年,Jones等<sup>[24]</sup>利用由28 868名健康受试者组成的虚拟患者数据库,开发了ML算法来识别颈动脉狭窄、锁骨下动脉狭窄、腹主动脉瘤和PAD四种血管疾病。该ML算法对PAD的敏感度和特异度均超过90%。虽然本研究实现了高精度二元分类,然而ML算法仅可以检

测疾病的存在,无法识别疾病的类型。

### 2.2 PAD患者的预后评估

ML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<sup>[25]</sup>。2019年,Ross等<sup>[26]</sup>基于三家中心的7 686例PAD患者的电子健康记录数据,使用结构化(编码)和非结构化(文本)数据开发PAD患者发生重大心脑血管不良事件的ML预测模型。采用嵌套交叉验证的方法对模型进行了开发和测试,最佳预测PAD患者发生重大心脑血管不良事件的模型使用了近1 000个变量,AUC为0.81(95% CI=0.80~0.83)。然而,ML模型具有“黑箱”或“不可解释”性,在该研究PAD患者群中,年龄与发生重大心脑血管不良事件的相关性不大(在一般人群中,较高的年龄与发生重大心脑血管不良事件相关)。2020年,Berger等<sup>[27]</sup>使用新型贝叶斯ML平台建立3 189例CLI患者的全因住院和全因医疗费用年度总额的预测模型。结果发现全因住院的主要预测因素是皮肤和皮下组织感染、蜂窝织炎、脓肿、非选择性 $\beta$ -受体阻滞剂、其他术后护理和骨关节炎。全因医疗费用的主要预测因素包括居住地区和合并症。然而,模型的准确性尚需进一步的外部验证。目前尚无标准化的工具来预测PAD患者血运重建术后的并发症,Li等<sup>[28-32]</sup>开展了一系列ML模型预测PAD血运重建术后(腔内治疗、腹股沟下旁路移植术、腹股沟上旁路移植术)并发症的研究。2024年,Li等<sup>[31]</sup>根据国家外科质量改进计划的数据库21 886例患者的资料(38个术前人口统计学/临床变量)开发的ML学习模型可较为准确地预测PAD血运重建术后30 d内发生主要肢体不良事件(major adverse limb events, MALE)/死亡的发生,AUC为0.93(95% CI=0.92~0.94)。但本研究开发的ML模型只针对术后短期并发症的预测,并无长期随访的数据。同年,Li等<sup>[32]</sup>纳入2004年1月1日—2023年7月5日期间血管质量倡议(Vascular Quality Initiative, VQI)数据库中接受血管内介入治疗PAD并随访1年的235 677例患者,开发可预测PAD血管内干预后1年的MALE/死亡ML预后模型,表现良好(AUC>0.90)。模型可应用于术前、术中和术后阶段,以指导临床关于风险缓解策略的决策。ML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。然而,ML模型的前瞻性临床验证是

必要的,以评估其实用性和是否能够应用于临床工作流程。

### 2.3 PAD患者的治疗决策

2013年, Yurtkuran等<sup>[33]</sup>采用径向基函数神经网络开发PAD诊断和治疗评估工具。数据集包含186份患者记录,其中16个特征与二元治疗决定(内科治疗或外科治疗)相关。结果发现这种AI算法有助于加强循证决策。ML可应用于PAD患者的再入院预测。2020年, Amato等<sup>[34]</sup>旨在开发ML模型以预测246 405例接受血管修复(包括选择性颈动脉内膜切除术、主动脉一股动脉搭桥术、主动脉瘤修复术和股动脉一远端动脉搭桥术)患者的出院90 d内再入院情况。最佳预测模型的主要变量包括住院时间、合并症评分、动脉内膜切除术和择期入院类型。该模型可能有助于更好地对患者进行分层,以预防或预测意外再入院。虽然这些方法需要在更大的患者群体中进一步验证,但这些结果对于开发新工具以提高PAD患者的精准医疗水平是令人鼓舞的。

ML在PAD的诊断、分类、预后预测以及治疗优化方面展现出了巨大的潜力,但ML存在数据安全和隐私保护,模型可解释性不强等方面的问题<sup>[35]</sup>。

## 3 DL和计算机视觉

DL是一种利用人工神经网络(受人类生物学启发)处理大量数据并提取更高层次和更复杂模式的ML<sup>[36]</sup>。计算机视觉,作为DL的子领域,是机器处理图像和视频的能力。多普勒超声为PAD的常用筛查手段,计算机断层扫描血管造影(computed tomography angiography, CTA)对于PAD的诊断、患者管理和治疗至关重要。

### 3.1 多普勒超声和DL

常规二维超声检查很难在可接受的时间范围内观察到PAD的下肢血管树,而且动脉粥样硬化病变的测量结果可能与观察者之间的差异有关。2007年, Janvier等<sup>[37]</sup>旨在通过创建一种新型三维超声成像机器人系统,该系统可在任何扫描距离下控制三维超声采集过程并使之标准化。该三维超声成像机器人系统定位和量化下肢动脉狭窄的准确性已在模型和志愿者身上进行了评估,有助于识别和评估PAD病变。目前已开发出几种用于血

管成像的三维超声系统<sup>[38-41]</sup>。PAD的超声检查还需要分析和解读压力和波形。1993年, Allen等<sup>[42]</sup>很早就研究了使用人工神经网络对正常人和PAD患者的光电容积脉搏波描记波形进行分类。1995年,该人工神经网络算法对PAD的诊断性能在200例患者的前瞻性研究中进行了测试,结果显示敏感度为92%,特异度为63%,对PAD的诊断准确率为80%<sup>[43]</sup>。与基于线性判别分类器或K近邻分类器的分类技术相比,人工神经网络对PAD的诊断准确率(80%)高于优化的K近邻分类器(准确率为76%)和线性判别分类器(准确率为71%)<sup>[44]</sup>。DL技术可用于识别和区分信号和波形,以识别、分类和评估PAD患者动脉粥样硬化病变的严重程度。为了实现对PAD患者进行经济实惠的无创筛查,2020年, Kim等<sup>[45]</sup>也开发了基于DL的光电容积脉搏波描记波形分析在检测和评估PAD严重程度的研究,并在2 000例虚拟患者中展示了该方法的准确性。结果表明DL比ABI更准确地识别和评估PAD严重程度,有望成为实现经济、便捷的PAD筛查和诊断,但该研究使用从虚拟而非真实患者收集的数据来训练DL模型,可能会存在准确性和可靠性方面的问题。2021年, Luo等<sup>[46]</sup>从美国印第安纳大学卫生系统5 761例PAD患者超声检查中,利用超声检查中的波形、压力、流速和斑块开发了一个DL模型对主髂动脉、股腘动脉和膝下动脉三支病变进行分类。DL算法预测正常病例的准确率为97%,预测主髂动脉的准确率为88.2%,预测股腘动脉的准确率为90.1%,预测膝下动脉三支病变的准确率为90.5%。该DL算法有助于识别和评估PAD严重程度,但研究中一些波形的图像大小需要手动调整。2021年,在一项214例受试者的队列研究中, Allen等<sup>[47]</sup>验证了在实际医疗实践中使用基于DL的光电容积脉搏波描记信号识别PAD的概念,该DL方法的总体测试敏感度为86.6%,特异度为90.2%,准确率为88.9%。检测轻中度PAD的敏感度为83.0%(75.5%~88.9%),检测重度PAD的敏感度为100.0%(90.5%~100.0%),但无PAD(292条肢体)、轻度至中度PAD(94条肢体)和重度PAD患者(40条肢体)的分布是不平衡的。

### 3.2 CTA和DL

CTA的解读和分析耗时、繁琐,需要操作者的专业知识,而且不同研究之间可能存在差异。在265例接受下肢动脉CTA的患者中, Dai等<sup>[48]</sup>开

发和评估一种有监督的卷积神经网络DL模型，以协助放射科医生根据PAD患者下肢动脉CTA中斑块造成的动脉狭窄程度对下肢动脉进行分类。以数字减影血管造影为“金标准”，与放射科医生的分类结果相比，DL模型对膝上动脉和膝下动脉的准确率（ $P=0.266$ 和 $P=0.808$ ）和特异度（ $P=0.118$ 和 $P=0.971$ ）相当，但敏感度较低（ $P<0.001$ 和 $P=0.022$ ）。该模型显示出良好的诊断性能，有望减轻放射科医生的工作量，并有助于发现可能被遗漏或误判的斑块。考虑到PAD多发狭窄闭塞、动脉粥样硬化钙化斑块、支架或金属伪影等因素的存在，对PAD患者的下肢动脉树进行手动或半自动化分割是一项众所周知的艰巨而耗时的任务。Mistelbauer等<sup>[49]</sup>提出了一种新颖的下肢动脉半自动血管跟踪方法，在对血管、骨骼和其他组织进行自动分类后，相关血管会被追踪并组织成树状结构以便进一步可视化。此方法使专家医师能够识别所有相关的下肢动脉，平均敏感度为92.9%，平均特异度为99.9%，总体准确率为99.9%。以目前临床上已确立的工作流程为参考标准，此方法通过限制人工交互和减少处理时间〔(17:24±6:44) mm:ss vs. (28:40±7:45) mm:ss〕以便心血管放射专家或技术人员创建注释训练数据的工作。

#### 4 小结与展望

总的来说，AI在PAD患者管理中的应用前景广阔，在PAD的诊断、分类、预后预测以及治疗优化方面展现出了巨大的潜力，并为临床医生改进工作流程和更好地规划手术干预提供了新的工具，有助于发展精准医疗，可通过考虑PAD的严重程度和风险，提出个性化的治疗方法。然而，AI在日常临床实践中的应用尚未得到充分验证，存在数据安全和隐私保护，模型可解释性不强等方面的问题。过度训练的AI学习模型可能会导致所应用的模型过拟合，进而影响模型在真实世界数据中的普适性和性能，可使用能代表目标人群的大型可信数据集进行训练并选择适当的具有较好泛化能力的算法。其次，与经典传统的统计方法不同，许多AI模型具有“黑箱”或“不可解释”性，因为决策的过程对用户或开发者而言是不透明、难以理解的<sup>[50]</sup>。为更好地应对这些问题进一

步开发可解释性AI模型是重要的方向。此外，随着AI技术的不断发展，其可能带来的伦理和法律挑战也应受到关注，医生并不能仅依靠AI判定为预后很差的结果就拒绝对治疗需求很高的患者进行治疗，AI的预测基于既往的数据和算法，存在偏差或局限性。AI需要收集和预处理大量不同的数据集，因此，还需要跨学科的合作、高质量的数据支持以及持续的技术创新，以推动AI在PAD患者医疗实践中的验证和实施。

利益冲突：所有作者均声明不存在利益冲突。

作者贡献声明：任洪成负责论文起草，数据统计，论文撰写；陈作观负责论文审改、项目资金支持；李拥军负责理论指导、论文审改。

#### 参考文献

- [1] Gornik HL, Aronow HD, Goodney PP, et al. 2024 ACC/AHA/AACVPR/APMA/ABC/SCAI/SVM/SVN/SVS/SIR/VESSE Guideline for the Management of Lower Extremity Peripheral Artery Disease: A Report of the American College of Cardiology/American Heart Association Joint Committee on Clinical Practice Guidelines[J]. *Circulation*, 2024, 149(24): e1313–e1410. doi: 10.1161/CIR.0000000000001251.
- [2] Fowkes FG, 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. doi:10.1016/S0140-6736(13)61249-0.
- [3] Aday AW, Matsushita K. Epidemiology of peripheral artery disease and polyvascular disease[J]. *Circ Res*, 2021, 128(12):1818–1832. doi:10.1161/CIRCRESAHA.121.318535.
- [4] Takahara M, Soga Y, Iida O. Lower extremity arterial disease vs. coronary artery disease: mortality differences after revascularization[J]. *Eur Heart J*, 2024, 45(18):1634–1643. doi: 10.1093/eurheartj/ehac207.
- [5] Polonsky TS, McDermott MM. Lower extremity peripheral artery disease without chronic limb-threatening ischemia: a review[J]. *JAMA*, 2021, 325(21):2188–2198. doi:10.1001/jama.2021.2126.
- [6] McDermott MM. Peripheral artery disease: past and future[J]. *Circulation*, 2024, 149(15): 1151–1153. doi: 10.1161/CIRCULATIONAHA.123.065470.
- [7] Allison MA, Armstrong DG, Goodney PP, et al. Health disparities in peripheral artery disease: a scientific statement from the American heart association[J]. *Circulation*, 2023, 148(3):286–296.

- doi:10.1161/CIR.000000000001153.
- [8] Criqui MH, Matsushita K, Aboyans V, et al. Lower extremity peripheral artery disease: contemporary epidemiology, management gaps, and future directions: a scientific statement from the American heart association[J]. *Circulation*, 2021, 144(9): e171–e191. doi:10.1161/CIR.0000000000011005.
- [9] Song P, Rudan D, Zhu Y, et al. Global, regional, and national prevalence and risk factors for peripheral artery disease in 2015: an updated systematic review and analysis[J]. *Lancet Glob Health*, 2019, 7(8):e1020–e1030. doi:10.1016/S2214–109X(19)30255–4.
- [10] Dossabhoy SS, Ho VT, Ross EG, et al. Artificial intelligence in clinical workflow processes in vascular surgery and beyond[J]. *Semin Vasc Surg*, 2023, 36(3): 401–412. doi: 10.1053/j.semvascsurg.2023.07.002.
- [11] Matheny ME, Whicher D, Thadaney Israni S. Artificial intelligence in health care: a report from the national academy of medicine[J]. *JAMA*, 2020, 323(6):509–510. doi:10.1001/jama.2019.21579.
- [12] Lareyre F, Nasr B, Chaudhuri A, et al. Comprehensive Review of Natural Language Processing (NLP) in Vascular Surgery[J]. *EJVES Vasc Forum*, 2023, 60:57–63. doi: 10.1016/j.ejvsf.2023.09.002.
- [13] Savova GK, Fan J, Ye Z, et al. Discovering peripheral arterial disease cases from radiology notes using natural language processing[J]. *AMIA Annu Symp Proc*, 2010, 2010:722–726.
- [14] Afzal N, Sohn S, Abram S, et al. Mining peripheral arterial disease cases from narrative clinical notes using natural language processing[J]. *J Vasc Surg*, 2017, 65: 1753–1761. doi: 10.1016/j.jvs.2016.11.031.
- [15] Afzal N, Mallipeddi VP, Sohn S, et al. Natural language processing of clinical notes for identification of critical limb ischemia[J]. *Int J Med Inform*, 2018, 111:83–89. doi:10.1016/j.ijmedinf.2017.12.024.
- [16] Weissler EH, Zhang JK, Lippmann S, et al. Use of natural language processing to improve identification of patients with peripheral artery disease[J]. *Circ Cardiovasc Interv*, 2020, 13(10): e009447. doi:10.1161/CIRCINTERVENTIONS.120.009447.
- [17] Flores AM, Demsas F, Leeper NJ, et al. Leveraging machine learning and artificial intelligence to improve peripheral artery disease detection, treatment, and outcomes[J]. *Circ Res*, 2021, 128(12):1833–1850. doi:10.1161/CIRCRESAHA.121.318224.
- [18] Haug CJ, Drazen JM. Artificial Intelligence and Machine Learning in Clinical Medicine, 2023[J]. *N Engl J Med*, 2023, 388(13):1201–1208. doi: 10.1056/NEJMra2302038.
- [19] 刘才广, 莫屈, 肖羿, 等. 医学影像人工智能在甲状腺癌诊疗中的应用: 现状与展望[J]. *中国普通外科杂志*, 2024, 33(11):1874–1882. doi:10.7659/j.issn.1005–6947.2024.11.014.
- Liu CG, Mo Q, Xiao Y, et al. Applications of medical imaging artificial intelligence in the diagnosis and treatment of thyroid cancer: current status and future prospects[J]. *China Journal of General Surgery*, 2024, 33(11): 1874–1882. doi: 10.7659/j.issn.1005–6947.2024.11.014.
- [20] 彭晓煜, 石和凯, 宋致成, 等. 人工智能在疝与腹壁外科的应用与未来发展[J]. *中国普通外科杂志*, 2024, 33(10):1580–1587. doi: 10.7659/j.issn.1005–6947.2024.10.004.
- Peng XY, Shi HK, Song ZC, et al. Application and future development of artificial intelligence in hernia and abdominal wall surgery[J]. *China Journal of General Surgery*, 2024, 33(10):1580–1587. doi:10.7659/j.issn.1005–6947.2024.10.004.
- [21] Ross EG, Shah NH, Dalman RL, et al. The use of machine learning for the identification of peripheral artery disease and future mortality risk[J]. *J Vasc Surg*, 2016, 64(5): 1515–1522. doi: 10.1016/j.jvs.2016.04.026.
- [22] McCarthy CP, Ibrahim NE, van Kimmenade RRJ, et al. A clinical and proteomics approach to predict the presence of obstructive peripheral arterial disease: From the Catheter Sampled Blood Archive in Cardiovascular Diseases (CASABLANCA) Study[J]. *Clin Cardiol*, 2018, 41(7):903–909. doi: 10.1002/clc.22939.
- [23] Qutrio Baloch Z, Raza SA, Pathak R, et al. Machine learning confirms nonlinear relationship between severity of peripheral arterial disease, functional limitation and symptom severity[J]. *Diagnostics (Basel)*, 2020, 10(8): 515. doi: 10.3390/diagnostics10080515.
- [24] Jones G, Parr J, Nithiarasu P, et al. Machine learning for detection of stenoses and aneurysms: application in a physiologically realistic virtual patient database[J]. *Biomech Model Mechanobiol*, 2021, 20(6):2097–2146. doi:10.1007/s10237–021–01497–7.
- [25] 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. doi: 10.1007/s12170–024–00752–7.
- [26] Ross EG, Jung K, Dudley JT, et al. Predicting Future Cardiovascular Events in Patients With Peripheral Artery Disease Using Electronic Health Record Data[J]. *Circ Cardiovasc Qual Outcomes*, 2019, 12(3): e004741. doi: 10.1161/CIRCOUTCOMES.118.004741.
- [27] Berger JS, Haskell L, Ting W, et al. Evaluation of machine learning methodology for the prediction of healthcare resource utilization and healthcare costs in patients with critical limb ischemia—is preventive and personalized approach on the horizon?[J]. *EPMA J*, 2020, 11(1):53–64. doi: 10.1007/s13167–019–00196–9.
- [28] 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. doi: 10.1016/j.jvs.2024.03.450.
- [29] 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. doi: [10.1016/j.jvs.2023.09.037](https://doi.org/10.1016/j.jvs.2023.09.037).
- [30] Li B, Eisenberg N, Beaton D, et al. Using machine learning (XGBoost) to predict outcomes after infrainguinal bypass for peripheral artery disease[J]. *Ann Surg*, 2023, 279(4):705–713. doi: [10.1097/SLA.0000000000006181](https://doi.org/10.1097/SLA.0000000000006181).
- [31] 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. doi: [10.1161/JAHA.123.033194](https://doi.org/10.1161/JAHA.123.033194).
- [32] Li B, Warren BE, Eisenberg N, et al. Machine learning to predict outcomes of endovascular intervention for patients with PAD[J]. *JAMA Netw Open*, 2024, 7(3): e242350. doi: [10.1001/jamanetworkopen.2024.2350](https://doi.org/10.1001/jamanetworkopen.2024.2350).
- [33] Yurtkuran A, Tok M, Emel E. A clinical decision support system for femoral peripheral arterial disease treatment[J]. *Comput Math Methods Med*, 2013, 2013:898041. doi: [10.1155/2013/898041](https://doi.org/10.1155/2013/898041).
- [34] Amato ACM, Dos Santos RV, Saucedo DZ, et al. Machine learning in prediction of individual patient readmissions for elective carotid endarterectomy, aortofemoral bypass/aortic aneurysm repair, and femoral-distal arterial bypass[J]. *SAGE Open Med*, 2020, 8: 2050312120909057. doi: [10.1177/2050312120909057](https://doi.org/10.1177/2050312120909057).
- [35] Lareyre F, Behrendt CA, Chaudhuri A, et al. Applications of artificial intelligence for patients with peripheral artery disease[J]. *J Vasc Surg*, 2023, 77(2):650–658. doi: [10.1016/j.jvs.2022.07.160](https://doi.org/10.1016/j.jvs.2022.07.160).
- [36] Wang F, Casalino LP, Khullar D. Deep learning in medicine—promise, progress, and challenges[J]. *JAMA Intern Med*, 2019, 179(3):293–294. doi: [10.1001/jamainternmed.2018.7117](https://doi.org/10.1001/jamainternmed.2018.7117).
- [37] Janvier MA, Destrempes F, Soulez G, et al. Validation of a new 3D-US imaging robotic system to detect and quantify lower limb arterial stenoses[J]. *Annu Int Conf IEEE Eng Med Biol Soc*, 2007, 2007:339–342. doi: [10.1109/IEMBS.2007.4352293](https://doi.org/10.1109/IEMBS.2007.4352293).
- [38] Nelson TR. Three-dimensional imaging[J]. *Ultrasound Med Biol*, 2000, 26:S35–S38. doi: [10.1016/s0301-5629\(00\)00159-9](https://doi.org/10.1016/s0301-5629(00)00159-9).
- [39] Janvier MA, Soulez G, Allard L, et al. Validation of 3D reconstructions of a mimicked femoral artery with an ultrasound imaging robotic system[J]. *Med Phys*, 2010, 37(7):3868–3879. doi: [10.1118/1.3447721](https://doi.org/10.1118/1.3447721).
- [40] Janvier MA, Merouche S, Allard L, et al. A 3-D ultrasound imaging robotic system to detect and quantify lower limb arterial stenoses: in vivo feasibility[J]. *Ultrasound Med Biol*, 2014, 40(1):232–243. doi: [10.1016/j.ultrasmedbio.2013.08.010](https://doi.org/10.1016/j.ultrasmedbio.2013.08.010).
- [41] Merouche S, Allard L, Montagnon E, et al. A Robotic Ultrasound Scanner for Automatic Vessel Tracking and Three-Dimensional Reconstruction of B-Mode Images[J]. *IEEE Trans Ultrason Ferroelectr Freq Control*, 2016, 63(1): 35–46. doi: [10.1109/TUFFC.2015.2499084](https://doi.org/10.1109/TUFFC.2015.2499084).
- [42] Allen J, Murray A. Development of a neural network screening aid for diagnosing lower limb peripheral vascular disease from photoelectric plethysmography pulse waveforms[J]. *Physiol Meas*, 1993, 14(1):13–22. doi: [10.1088/0967-3334/14/1/003](https://doi.org/10.1088/0967-3334/14/1/003).
- [43] Allen J, Murray A. Prospective assessment of an artificial neural network for the detection of peripheral vascular disease from lower limb pulse waveforms[J]. *Physiol Meas*, 1995, 16(1):29–38. doi: [10.1088/0967-3334/16/1/003](https://doi.org/10.1088/0967-3334/16/1/003).
- [44] Allen J, Murray A. Comparison of three arterial pulse waveform classification techniques[J]. *J Med Eng Technol*, 1996, 20(3):109–114. doi: [10.3109/03091909609008388](https://doi.org/10.3109/03091909609008388).
- [45] Kim S, Hahn JO, Youn BD. Detection and severity assessment of peripheral occlusive artery disease via deep learning analysis of arterial pulse waveforms: proof-of-concept and potential challenges[J]. *Front Bioeng Biotechnol*, 2020, 8:720. doi: [10.3389/fbioe.2020.00720](https://doi.org/10.3389/fbioe.2020.00720).
- [46] Luo X, Ara L, Ding HR, et al. Computational methods to automate the initial interpretation of lower extremity arterial Doppler and duplex carotid ultrasound studies[J]. *J Vasc Surg*, 2021, 74(3):988–996. doi: [10.1016/j.jvs.2021.02.050](https://doi.org/10.1016/j.jvs.2021.02.050).
- [47] Allen J, Liu HP, Iqbal S, et al. Deep learning-based photoplethysmography classification for peripheral arterial disease detection: a proof-of-concept study[J]. *Physiol Meas*, 2021, 42(5). doi: [10.1088/1361-6579/abf9f3](https://doi.org/10.1088/1361-6579/abf9f3).
- [48] 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. doi: [10.1016/j.ejrad.2021.109528](https://doi.org/10.1016/j.ejrad.2021.109528).
- [49] Mistelbauer G, Morar A, Scherthaner R, et al. Semi-automatic vessel detection for challenging cases of peripheral arterial disease[J]. *Comput Biol Med*, 2021, 133: 104344. doi: [10.1016/j.compbiomed.2021.104344](https://doi.org/10.1016/j.compbiomed.2021.104344).
- [50] Kampaktis PN, Emfietzoglou M, Al Shehhi A, et al. Artificial intelligence in atherosclerotic disease: applications and trends[J]. *Front Cardiovasc Med*, 2023, 9: 949454. doi: [10.3389/fcvm.2022.949454](https://doi.org/10.3389/fcvm.2022.949454).

( 本文编辑 熊杨 )

本文引用格式:任洪成,陈作观,李拥军.人工智能在外周动脉疾病中的应用研究进展[J].中国普通外科杂志,2024,33(12):2062–2068. doi: [10.7659/j.issn.1005-6947.2024.12.015](https://doi.org/10.7659/j.issn.1005-6947.2024.12.015)

Cite this article as: Ren HC, Chen ZG, Li YJ. Advances in the application of artificial intelligence in peripheral arterial disease[J]. *Chin J Gen Surg*, 2024, 33(12):2062–2068. doi: [10.7659/j.issn.1005-6947.2024.12.015](https://doi.org/10.7659/j.issn.1005-6947.2024.12.015)