

DOI: 10.13382/j.jemi.B2508971

可穿戴设备血压估计算法研究:原理、挑战与前景*

卢俊峰¹ 孟坤颖² 周志毫¹ 郑亚东¹ 李立国¹

(1. 河南省医学科学院康复医学研究所 郑州 451100; 2. 郑州大学电气与信息工程学院 郑州 450001)

摘要:实时、连续、无创的血压监测手段对高血压的早期识别与长期管理具有重要价值。随着可穿戴设备的快速发展,基于光电容积描记法(photoplethysmography, PPG)和微气囊示波法的信号采集方案逐渐成为传统袖带式血压测量的工程化替代路径。近年来,基于人工智能的血压估计算法不断涌现,其性能依赖于信号质量、特征构建、模型架构等多个因素。系统梳理了可穿戴血压估计的关键技术链路,包括信号获取方式、信号特征提取、模型构建及性能评估标准;对脉搏波传播时间(pulse transit time, PTT)法、PPG特征-机器学习法、PPG信号-深度学习法及微气囊示波法进行了对比分析,并补充总结了基于超声法、生物阻抗法和张力测定法等新型可穿戴血压测量技术的相关算法研究进展。进一步总结了模型泛化能力不足、噪声与运动干扰、个体差异适配性弱、初始校准依赖以及数据隐私与伦理等当前挑战,并讨论了多特征融合与机理约束建模、个体化小样本学习、长期连续监测下的鲁棒时序建模、多模态统一建模与系统协同优化,以及标准化评测与临床适配等未来研究方向,为可穿戴血压监测系统的测量技术研究、算法设计及工程应用提供技术参考与发展建议。

关键词: 血压估计算法;可穿戴设备;光电容积描记法(PPG);脉搏传导时间(PTT);微气囊示波法

中图分类号: TP391.4;R318;TN06 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 416.6040

Research of blood pressure estimation algorithms for wearable devices: Principles, challenges, and prospects

Lu Junfeng¹ Meng Kunying² Zhou Zhihao¹ Zheng Yadong¹ Li Liguol¹

(1. Institute of Rehabilitation Medicine, Henan Academy of Innovations in Medical Science, Zhengzhou 451100, China;
2. School of Electrical and Information Engineering, Zhengzhou University, Zhengzhou 450001, China)

Abstract: Real-time, continuous, and non-invasive blood pressure (BP) monitoring is of great importance for the early detection and long-term management of hypertension. With the rapid development of wearable technologies, signal acquisition methods based on photoplethysmography (PPG) and micro-cuff oscillometry have gradually emerged as engineering-oriented alternatives to conventional cuff-based BP measurement. In recent years, artificial intelligence-based BP estimation algorithms have proliferated, whose performance depends on factors such as signal quality, feature construction, and model architecture. This paper provides a systematic overview of the key technical pipeline for wearable BP estimation, including signal acquisition methods, signal feature extraction, model development, and performance evaluation criteria. It focuses on a comparative analysis of pulse transit time (PTT)-based methods, PPG feature-machine learning methods, PPG signal-deep learning methods, and micro-cuff oscillometry, and further summarizes recent algorithmic advances based on emerging wearable BP measurement technologies, including ultrasound, bioimpedance, and tonometry. Furthermore, this paper summarizes the major challenges in the field, including limited model generalizability, noise and motion artifacts, weak adaptability to individual variability, dependence on initial calibration, and concerns regarding data privacy and ethics. Potential future directions are also discussed, such as multi-feature fusion with mechanism-constrained modeling, few-shot personalized learning, robust temporal modeling for long-term continuous monitoring, unified multimodal modeling with system co-optimization, and standardized evaluation with clinical adaptability. This review aims to provide technical insights and development recommendations for the measurement technology research, algorithm design, and engineering application of wearable BP monitoring systems.

Keywords: blood pressure estimation algorithms; wearable devices; photoplethysmography (PPG); pulse transit time (PTT); micro-cuff oscillometry

为主流。2023 年, González 等^[30]提取了多个数据集的 PPG 及其一、二阶导数特征点的时间间隔、波形宽度及面积等时域形态特征,并通过多种回归模型估计 SBP 和 DBP,发现估计 DBP 的准确度总体上高于 SBP。

部分研究进一步融合时域与频域特征以提升性能。例如,2024 年, Hove 等^[31]使用无袖带可穿戴设备,从 38 名受试者的 PPG 中提取多个时频域特征训练回归模型, SBP、DBP 与 MAP 的 ME 分别为 0.3 (8.7) mmHg、0.04 (6.6) mmHg 和 0.8 (7.9) mmHg。同年, Botrugno 等^[32]利用 PPG-BP 数据库的多波长 PPG 信号提取 15 个时域特征(单个心动周期间期等)与 6 个频域特征(频带幅值、主频率等)以训练 ANN, SBP 与 DBP 的 MAE 分别为 5.08 (8.83) mmHg 和 4.37 (7.08) mmHg。此外, Liu 等^[33]基于麻省理工学院重症监护医学信息库(medical information mart for intensive care, MIMIC)-III 数据库提取多模态特征,通过 RF 特征选择,并构建融合灰狼优化与梯度提升回归树的估计模型,在 SBP 与 DBP 估计中分别达到 2.91 (3.97) mmHg 和 1.71 (2.35) mmHg,不仅符合 AAMI 标准,还在 BHS 标准中达到 A 级。

此外,为进一步扩展特征信息量,部分研究将 PPG

特征与人口学特征或其他模态特征融合。2025 年, VanVliet 等^[34]研发的腕式 PPG 设备提取统计特征、时域与频域特征、一阶/二阶导数特征及与脉冲宽度相关的形态特征,采用径向基函数核的 SVR 模型,在 28 d 随访中实现了 SBP 和 DBP 的 ME 分别为 3.84 (4.46) mmHg 和 4.08 (3.97) mmHg。同年, Garrett 等^[35]基于 30 名受试者的公开 SCOS-PPG 多模态数据集,通过散斑对比光谱法获取微血管血流指数与 PPG 双波形提取逐搏时间、形态及频域等 118 项特征,并采用 XGBoost 进行个体化建模,实现了 SBP 与 DBP 分别为 0.06 (2.88) mmHg 与 0.09 (2.14) mmHg 的误差,全面满足 AAMI/ ESH/ISO 标准且显著优于单通道 PPG 特征模型。

如表 2 所示,基于 PPG 特征的机器学习方法已从单一时域特征与线性模型发展到多模态特征融合与非线性建模,研究结果不断逼近临床标准,显示出在无创血压监测领域的应用潜力。从方法学角度看,此类方法本质上遵循“脉搏波特征构建-特征筛选/降维-回归映射”的技术链路,特征具有一定可解释性,但性能上限在较大程度上依赖特征工程质量和训练数据覆盖范围。因此,深度学习方法被进一步引入,以端到端建模减少人工特征依赖。

表 2 基于 PPG 特征-机器学习的血压估计算法研究汇总

Table 2 Summary of blood pressure estimation algorithms based on PPG feature-machine learning

文献	数据来源	样本人数	算法类型	统计指标	实验结果/mmHg		国际标准
					SBP	DBP	
Arza 等 ^[28]	实验室采集	16	脉冲宽度特征+MLR	ME	2.72 (9.20)	2.16 (6.00)	AAMI
彭莉等 ^[29]	实验室采集	130	形态学特征+偏最小二乘回归	MAE	12.02 (7.32)	4.60 (29.47)	-
González 等 ^[30]	多个数据集	>1 300	PPG 时域特征+多种回归模型	MAE	11.42	7.14	-
Hove 等 ^[31]	实验室采集	38	时频域特征+MLR	ME	0.3 (8.7)	0.04 (6.6)	ISO 81060-3;2022
Botrugno 等 ^[32]	PPG-BP 数据库+自建数据集	307	时域特征+频域特征+ANN	MAE	5.08 (8.83)	4.37 (7.08)	-
Liu 等 ^[33]	MIMIC-III 数据库	150	多模态特征+RF+灰狼优化+梯度提升回归树	MAE	2.91 (3.97)	1.71 (2.35)	AAMI+BHS(A)
van Vliet 等 ^[34]	临床采集	190	多维特征+SVR	ME	3.84 (4.46)	4.08 (3.97)	IEEE 标准
Garrett 等 ^[35]	SCOS-PPG 数据集	30	多模态特征+ XGBoost	ME	0.06 (2.88)	0.09 (2.14)	AAMI/ESH/ISO

3) 基于 PPG 信号-深度学习的血压估计算法

传统的血压估计方法往往依赖手动提取特征,这不仅增加了特征工程设计的复杂度,也可能限制模型在复杂场景下的适应能力和泛化性能。相比之下,深度学习能够直接从原始生理信号中学习多层次特征表示,减少对人工特征构建的依赖,因此近年来在连续血压估计研究中受到越来越多关注。

卷积神经网络(convolutional neural network, CNN)是最早应用于连续血压估计的深度结构之一。2021 年, Qin 等^[36]构建基于 CNN 的深度自编码器,提出连续无袖带的动脉血压波形生成方法, SBP 与 DBP 的 MAE 分别为 7.95 (10.37) mmHg 和 4.11 (5.50) mmHg,经 80 s 校准后

进一步降低至 5.42 (6.64) mmHg 和 3.14 (3.74) mmHg。然而, CNN 主要擅长提取局部模式,而 PPG 信号具有显著的时序依赖性,仅依赖局部特征不足以捕获全局动态变化。为此,引入循环神经网络(recurrent neural network, RNN)或其变体长短期记忆网络(long short-term memory, LSTM)。2020 年,师荣堃等^[37]利用 RNN 构建血压估计模型,在 40 名受试者的 PPG 信号上测试, SBP 和 DBP 的 MAE 分别为 4.87 (7.80) mmHg 和 4.60 (6.09) mmHg,达到 AAMI 标准。

近年来,研究人员逐渐将多种深度学习模型融合,以充分发挥多层次特征的优势。2024 年, Tian 等^[38]将 CNN 的局部特征提取与基于自注意力机制的 Transformer

的全局建模相结合,在血压估计中 SBP 与 DBP 的 MAE 分别为 4.44(5.98) mmHg 和 2.36(3.22) mmHg。同年,王军昂等^[39]利用改进型 U-Net 重构原始 PPG,再通过多分辨率 U-Net 进行估计,在 MIMIC-III 数据库上实现 SBP 与 DBP 的 MAE 分别为 2.20(4.30) mmHg 和 1.82(3.15) mmHg,结果符合 AAMI 标准并达到 BHS 标准 A 级。2025 年,Shaikh 等^[40]通过独立 CNN 层分别处理 PPG 和 ECG 信号以增强形态特征提取,后接多层双向 LSTM 网络捕获长期时间依赖性从而提升血压预测精度,并在目前最大的公开血压估算数据库 PulseDB 上对 3 027 名受试者数据进行分析 and 验证,SBP 和 DBP 估计的 MAE 分别为 5.16 和 3.24 mmHg,在不同年龄层和性别中均表现稳定。

PPG 信号-深度学习的端到端方法虽然能简化特征工程,但其可解释性不足,为此一些研究使用时频特征及人口统计学信息替换掉 PPG 信号,引入深度模型中。2020 年,Li 等^[41]基于 MIMIC-II 数据库,提取 PTT、心率和收缩期时长等 7 个特征,结合双向 LSTM 与残差连接实现实时血压估计,SBP 与 DBP 的 MAE 分别为 2.52(6.44)mmHg 和 6.72(14.51) mmHg。2025 年,Maqsood 等^[42]提出基于时间注意力机制的双向 LSTM 编码器-解码器框架,结合统计特征、时频特征与混沌特征,在 MIMIC-II 和 PPG-BP 数据库上分别取得 SBP 与 DBP 的 MAE 为 2.31(3.16)/1.13(2.32) mmHg 和 3.43(3.08)/3.29(2.19)mmHg。

部分最新研究尝试将 PPG 波形自身也融入上述特

征工程,力求最大化特征利用率。2022 年,Ma 等^[43]以 PPG 为主信号,通过叠加不同 ECG 特征构成 5 种输入组合,通过 CNN 验证 ECG 特征的贡献度,发现 QRS 波群和 T 波对误差最小化的贡献优于 P 波,SBP 与 DBP 的最小 MAE 分别为 3.69 和 1.95 mmHg。2024 年,Liu 等^[44]提出带注意力机制的双向门控循环单元模型,结合 PPG 与人口学特征,实现逐点连续血压估计。在校准模式下,SBP 与 DBP 的 ME 分别为 0.17(10.06) mmHg 和 -0.19(5.36) mmHg。2025 年,Liu 等^[45]进一步结合残差网络与双向 LSTM,其中残差网络处理通过支持向量机递归特征消除筛选的 60 个人工特征,双向 LSTM 处理完整 PPG 波形,在 MIMIC-IV 数据库上测试显示 SBP 与 DBP 的 MAE 分别为 3.47(5.06)mmHg 和 2.81(4.11)mmHg,符合 AAMI 标准。

如表 3 所示,深度学习已成为血压估计的重要方向。与基于手工特征的方法相比,深度学习方法将血压估计问题转化为从原始波形到目标值的表示学习问题,能够减少人工特征构建负担,并增强复杂模式建模能力。通过端到端建模、特征融合与注意力机制的引入,该类方法在精度和特征表达能力方面取得了显著进展。然而,其在实际可穿戴应用中仍存在多方面局限;CNN 对局部窗口和信号预处理较为敏感,RNN 和 LSTM 在对长序列建模中易受梯度衰减与累积误差影响,Transformer 模型虽具有更强的全局建模能力,但参数规模较大、计算开销较高,在资源受限终端上的实时部署仍具挑战。此外,深度学习模型的生理可解释性不足也是其临床推广的重要障碍。

表 3 基于 PPG 信号-深度学习的血压估计算法研究汇总

Table 3 Summary of blood pressure estimation algorithms based on PPG signal-deep learning

文献	数据来源	样本人数	算法类型	统计指标	实验结果/mmHg		国际标准
					SBP	DBP	
Qin 等 ^[36]	MIMIC-II 数据库	3958 段	CNN+自编码器	MAE	5.42(6.64)	3.14(3.74)	AAMI+BHS(B)
师等 ^[37]	实验室采集	40	RNN	MAE	4.87(7.80)	4.60(6.09)	AAMI
Tian 等 ^[38]	MIMIC-III 数据库	808	CNN+Transformer	MAE	4.44(5.98)	2.36(3.22)	AAMI+BHS(A)
王等 ^[39]	MIMIC-III 数据库	62 000 组	改进型多分辨率 U-Net	MAE	2.20(4.30)	1.82(3.15)	AAMI+BHS(A)
Shaikh 等 ^[40]	PulseDB 数据库	3027	CNN+多层双向 LSTM	MAE	5.16(7.73)	3.24(5.14)	AAMI+ BHS(A)
Li 等 ^[41]	MIMIC-II 数据库	678 202 段	双向 LSTM+残差连接	MAE	2.52(6.44)	6.72(14.51)	BHS(B)
Maqsood 等 ^[42]	MIMIC-II 数据库+	>1 000	双向 LSTM+时间注意力机制	MAE	2.31(3.16)/	3.43(3.08)/	AAMI+BHS(A)
	PPG-BP 数据库				1.13(2.32)	3.29(2.19)	
Ma 等 ^[43]	MIMIC-III 数据库	938	CNN	MAE	3.69	1.95	-
Liu 等 ^[44]	MIMIC-III 数据库	15	注意力机制+双向门控循环单元	ME	0.17(10.06)	-0.19(5.36)	-
Liu 等 ^[45]	MIMIC-IV 数据库	218	残差网络+双向 LSTM	MAE	3.47(5.06)	2.81(4.11)	AAMI+BHS(A)

4) 基于微气囊示波法的血压估计算法

在微气囊示波法中,如何从振荡波信号中准确推算血压值是核心研究问题。与 PPG 和 PTT 类方法不同,微气囊示波法能够获得与动脉压力波更直接相关的振荡信息,因此算法重点不在于间接构建替代量,而在于如何从振荡包络与波形特征中稳定提取血压特征点。现有方法

主要分为 3 类:幅值系数法、波形特征法和基于机器学习与深度学习的算法。

幅值系数法是最经典的血压估计方法。其基本假设为 MAP 对应振荡波包络的最大幅值,且该幅值与血压特征点比例固定。假设 SBP 和 DBP 的比例系数分别为 K_{sp} 和 K_{dp} ,则血压估计公式为:

$$\begin{cases} \frac{A_{SP}}{A_{MP}} = K_{SP} \\ \frac{A_{DP}}{A_{MP}} = K_{DP} \end{cases} \quad (10)$$

式中： A_{SP} 、 A_{DP} 和 A_{MP} 分别表示 SBP、DBP 和 MAP 的特征点幅值。

文献[46]表明,对于幅值系数法,比例系数的取值通常位于 0.45~0.73 (SBP) 与 0.69~0.83 (DBP) 之间。近年来,为增强个体适应性,学者们对该方法不断改进。2019 年,庞宇等^[47]采用双高斯函数拟合脉搏波振幅以获取 MAP,并结合变幅值系数法提高了个体化估计的准确性,ME 可控制在 5 mmHg 以内。2024 年,Adiono 等^[48]引入新的边界参数,在 SBP 与 DBP 估计中赋予信号包络不同侧向的权重,从而改善了血压估计效果。

幅值系数法仅利用振荡波的幅值信息,对波形形态特征考虑不足。为此,波形特征法应运而生。该方法不仅依赖振荡波包络的幅值,还进一步挖掘波形的形态学特征。2016 年,Abolarin^[49]利用最小二乘拟合将振荡波分解为多阶谐波,提取振幅与相位等特征估计血压,证明了波形特征在补充幅值信息方面的重要作用。

随着人工智能技术的发展,数据驱动方法逐渐成为血压估计的重要趋势。与机器学习方法紧密结合,示波

法血压估计逐渐依赖从振荡波形中提取峰值幅度、包络面积、特征比值等多维特征,并通过多元线性回归与支持向量回归等模型建立特征与血压之间的映射关系^[50]。例如,2019 年,Celler 等^[51]提取 9 个时域特征,利用高斯混合模型和隐马尔可夫模型建模,血压估计的 ME 均控制在±5 mmHg 以内。与此相比,深度学习方法突破了人工特征选择的限制。同年,Argha 等^[52]通过 bootstrap 方法筛选逐搏时域特征,并结合深度信念网络和深度神经网络进行建模,实现了较高精度的血压估计。随后,Argha 等^[53]又提出基于 LSTM-RNN 的模型,能够直接学习脉搏波序列与血压之间的复杂非线性关系。在实验中,SBP 和 DBP 的 ME 分别为-1.2(5.9) mmHg 和 1.8(8.8) mmHg,显著优于传统幅值系数法。2025 年,Wang 等^[54]基于脉搏振荡增强策略,结合机器学习方法构建血压估计模型,SBP 与 DBP 的 ME 分别为 1.36(3.81) mmHg 与 1.15(2.94) mmHg,达到 BHS 标准 A 级的精度要求。

如表 4 所示,微气囊示波法在算法层面已经从传统的比例系数推算,逐步发展到融合波形特征与深度学习的多维建模框架。其方法学演进体现出由“固定经验规则”向“特征驱动建模”的转变,这不仅提升了估计精度和个体适应性,也增强了该类方法在腕式可穿戴场景中的工程应用潜力。

表 4 基于微气囊示波法的血压估计算法研究汇总

文献	数据来源	样本人数	算法类型	统计指标	实验结果/mmHg		国际标准
					SBP	DBP	
Chen 等 ^[46]	Biosign Technologies Inc 数据集	85	幅值系数法	MAE	8.96	6.69	-
庞宇等 ^[47]	实验室采集	10	幅值系数法+双高斯函数	ME	4.8(2.57)	4.5(1.95)	AAMI
Adiono 等 ^[48]	仿真信号	168(组)	幅值系数法+边界参数	ME	<5		印度尼西亚 卫生部标准
Abolarin 等 ^[49]	实验室采集	10	最小二乘+振幅与相位特征	MAE	6.9	3.2	-
Celler 等 ^[51]	临床数据集	155	时域特征+高斯混合模型+ 隐马尔可夫模型	ME	-0.3(4.2)	2.9(8.1)	BHS(B)
Argha 等 ^[52]	临床数据集	155	时域特征+bootstrap+深度信念网络+ 深度神经网络	MAE	1.1(2.9)	3.0(5.6)	AAMI+BHS(A)
Argha 等 ^[53]	临床数据集	155	LSTM-RNN	ME	-1.2(5.9)	1.8(8.8)	BHS(C)
Wang 等 ^[54]	实验室采集	25	脉搏波多域特征+ XGBoost	ME	1.36(3.81)	1.15(2.94)	BHS(A)

5) 基于新型可穿戴血压测量技术的血压估计算法

PPG 和示波法是当前可穿戴血压监测中应用最广的两类方法。除上述方法外,随着传感器小型化、柔性化和可穿戴化水平的不断提高,一些新型方法也逐渐被引入可穿戴设备血压监测中,其中超声法、生物阻抗法和张力测定法具有较强代表性。

超声法能够直接感知血管壁运动及深部组织血流动

力学变化,在连续无创血压监测中展现出良好潜力。2024 年,Liu 等^[55]提出一种结合径向动脉壁超声回波特征、PWV 和 Moens-Korteweg 方程的无创血压估计方法,在 25 名受试者中实现了 SBP 和 DBP 的 ME 分别为 2.2(2.1)mmHg 和 2.1(2.2)mmHg。同年,Zhou 等^[56]提出基于超声动脉直径波形特征和初始校准模型的可穿戴无创血压测量方法,在门诊 85 名受试者中验证达到

IEEE 标准,并在心导管室 21 名受试者中实现 SBP 和 DBP 的 ME 分别为 0.34(3.90)mmHg 和-0.43(2.66)mmHg,符合 ISO 81060-2:2018 标准。2025 年,Yuan 等^[57]提出一种基于血管壁超声飞行时间特征的连续血压监测方法,在多种血管部位和场景下实现连续监测,其中桡动脉 SBP 和 DBP 的 ME 分别为 1.8(2.98)mmHg 和 1.1(2.43)mmHg。从测量机理上看,超声法能够直接感知血管壁及深部组织动力学信息,更接近“直接表征血流动力学状态”的技术路径。

此外,生物阻抗法因具备深部血流感知能力、对肤色不敏感且适合长期连续监测,近年来也受到越来越多关注。2022 年,Kireev 等^[58]提出一种结合石墨烯电子纹身生物阻抗时序特征、脉搏传导时间特征和 AdaBoost 回归模型的连续无袖带血压监测平台,在 7 名健康受试者中实现了超过 5 h 的连续监测,其中在手握力-冷刺激试验训练条件下,舒张压和收缩压的 ME 分别为 0.2(4.5)mmHg 和 0.2(5.8)mmHg,性能达到 IEEE A 级。2023 年,Sel 等^[59]提出一种结合手指生物阻抗波形幅值、时间、面积和梯度特征与 AdaBoost 回归模型的智能戒指式无袖带血压监测系统,在 10 名健康受试者中实现连续血压估计,其中收缩压和舒张压的 ME 分别为 0.11(5.27)mmHg 和 0.11(3.87)mmHg。进一步地,Namkoong 等^[60]提出双通道生物阻抗方案,通过同步获取两个相邻位置的阻抗脉搏波并计算局部 PWV 实现连续血压估计,其中仰卧位下收缩压和舒张压的 ME 分别为 0.1(3.3)mmHg 和 1.3(3.7)mmHg,达到 IEEE 可穿戴无袖带血压测量设备 A 等级。从测量技术角度看,生物阻抗法更强调通过组织电特性变化间接表征血流动力

学过程,但对接触状态更为敏感。

由于张力测定法能够较直接地获取浅表动脉压力波形及其形态学信息,近年来也逐渐被用于可穿戴连续血压监测研究。2022 年,Mieloszyk 等^[61]基于桡动脉张力波形特征、PPG 特征和 PAT 特征构建岭回归模型,在 1125 名受试者中比较了多种无袖带血压估计方法,结果显示张力测量特征组性能最佳,在实验室内 SBP 和 DBP 的 ME 分别为 0.32(9.8)mmHg 和 0.54(7.7)mmHg,在 24 h 动态平均测量中分别为 0.86(8.7)mmHg 和 0.75(5.9)mmHg。2024 年,Aghilinejad 等^[62]基于 Framingham 心脏研究 2640 例张力测量数据,提出一种结合桡动脉张力波形傅里叶模态特征与支持向量回归等模型的机器学习传递函数,在收缩压和舒张压估计中的 RMSE 分别为 5.4 和 1.3 mmHg。同年,Deng 等^[63]提出一种结合桡动脉张力脉搏波特征、自校准算法和非线性回归模型的可穿戴张力监测系统,实现了连续血压、心率和心输出量监测,其中舒张压和收缩压的 ME 分别为 2.93(6.20)mmHg 和 4.98(6.10)mmHg,满足 AAMI 标准。张力测定法在压力波形直接获取和形态学分析方面具有独特优势,但其性能通常依赖于稳定的贴合压力和准确的传感器定位,因此在长期动态场景中的鲁棒性仍有待进一步提高。

这些新型方法为可穿戴无袖带血压监测提供了新的技术路径,如表 5 所示。超声法在深部组织感知和多参数联合监测方面具有优势,生物阻抗法在长期佩戴、深层血流捕获和传播特征建模方面表现突出,张力测定法则在压力波形直接获取和形态学分析方面具有独特价值。

表 5 基于新型可穿戴血压测量技术的血压估计算法研究汇总

Table 5 Summary of blood pressure estimation algorithms based on emerging wearable blood pressure measurement technologies							
文献	数据来源	样本人数	算法类型	统计指标	实验结果/mmHg		国际标准
					SBP	DBP	
Liu 等 ^[55]	实验室采集	25	径向动脉壁目标区域超声回波特征+M-K 方程	ME	2.2(2.1)	2.1(2.2)	—
Zhou 等 ^[56]	临床采集(心导管室)	21	超声动脉直径波形特征+校准转换模型	ME	0.34(3.90)	-0.43(2.66)	ISO 81060-2:2018
Yuan 等 ^[57]	实验室采集	7	血管壁超声波飞行时间特征+血压计算模型	ME	1.8(2.98)	1.1(2.43)	—
Kireev 等 ^[58]	实验室采集	7	生物阻抗时序特征+AdaBoost 回归模型	ME	0.2(4.5)	0.2(5.8)	IEEE 标准
Sel 等 ^[59]	实验室采集	10	手指阻抗波形幅值/时间/面积/梯度特征+AdaBoost 回归模型	ME	0.11(5.27)	0.11(3.87)	AAMI+BHS(A)
Namkoong 等 ^[60]	实验室采集	1	双通道生物阻抗特征+线性回归模型	ME	0.1(3.3)	1.3(3.7)	IEEE 标准
Mieloszyk 等 ^[61]	实验室采集	1125	桡动脉张力波形特征+岭回归	ME	0.32(9.8)	0.54(7.7)	AAMI
Aghilinejad 等 ^[62]	Framingham Heart Study(FHS)数据库	2640	桡动脉张力波形+岭回归/支持向量回归/梯度提升决策树	RMSE	5.4	1.3	—
Deng 等 ^[63]	实验室采集	13	桡动脉张力脉搏波+非线性回归	ME	4.98(6.10)	2.93(6.20)	AAMI

2 局限性

2.1 模型泛化能力不足与数据集局限

可穿戴设备血压估计算法的性能在很大程度上依赖于训练数据的多样性与代表性。然而,目前常用的开源数据库主要采集自重症监护室患者,这类人群常伴随多种基础疾病、药物治疗及特殊生理状态,其血压波动模式与日常人群存在系统性差异^[64]。因此,基于此类数据训练的模型在迁移至健康人群、亚健康人群或其他临床亚型时,估计精度与稳定性显著下降。同时,已有研究指出,基于PPG信号进行血压估计仍面临信息表达不足、数据泄漏以及实验约束设置不合理等问题,这可能导致部分模型性能被高估,并进一步加剧跨场景应用时的泛化困难^[65]。此外,部分研究仅选取年轻健康个体作为受试者,缺乏对高血压、低血压、外周动脉疾病、妊娠期女性及肥胖患者等特殊人群的覆盖,进一步限制了模型在真实应用中的适用性。即使在健康个体内部,血管弹性、外周阻力、动脉硬化程度、心率变异性以及皮肤光学特性等生理差异,也会影响脉搏波特征与血压的映射关系。由于现有多数模型尚缺乏针对个体差异的自适应机制,同一模型在不同个体之间往往表现出显著差异。从工程实现角度看,该问题本质上反映了训练数据分布与真实部署场景之间的数据域偏移,以及模型对个体生理差异表征不足的问题。

2.2 噪声与运动干扰

在连续血压测量中,生理信号极易受到环境及使用条件的干扰,从而降低估计的稳定性与准确性。以PPG信号为例,其对传感器与皮肤的接触状态高度敏感,佩戴松紧度、接触面积和角度的微小差异均可能引发信号畸变。日常活动中,手腕肌肉收缩、姿势改变及关节运动会产生显著的运动伪影;同时,环境光照变化会降低传感器信噪比,使脉搏波形提取受阻^[66]。与静态测量相比,动态环境下的噪声成分更为复杂,既包含低频基线漂移,也包含高频机械振动,甚至可能与目标信号频段重叠,从而使传统滤波难以分离有效脉搏波。目前多数商业化可穿戴设备尚缺乏针对运动伪差的系统性优化,也尚未完全通过国际标准机构的精度认证,这在一定程度上限制了其在临床和家庭健康管理中的推广应用。从信号处理角度看,该问题实质上属于低信噪比条件下的稳健测量与抗伪差建模问题,是影响可穿戴血压估计性能的关键技术瓶颈之一。

2.3 初始校准问题

基于PPG的无袖带血压测量设备在商业化进程中普遍依赖初始校准,即需利用传统袖带式示波法或听诊

法血压计同步测量参考值,并据此对模型参数进行标定。然而,PTT/PAT与血压之间的关系并非固定常数,而是随血管顺应性、外周阻力、心输出量、血液黏度以及自主神经系统状态等因素动态变化。随着时间推移,运动、饮食、情绪及药物均可能导致初始拟合关系失效,从而引发累积性测量误差^[67]。已有研究表明,校准后误差通常呈时间依赖性。短期实验结果表明,腕式无袖带血压监测系统在校准后约100 min内MAE立刻下降,然后逐渐上升,呈现周期性波动趋势^[68]。长期随访研究发现,消费级无袖带设备通常需在约1个月内重新校准,以抑制因血管顺应性与环境变化导致的偏移^[69]。综上,校准后误差具有随时间上升的趋势,若长期未重新标定,模型参数可能偏离生理真实状态,其本质上是静态校准参数与动态生理状态之间不匹配所引起的时变误差累积问题。

2.4 数据隐私与伦理问题

可穿戴设备在实现连续血压监测的同时,需要长期采集并存储用户的多维生理数据,包括心率、脉搏波、活动状态甚至地理位置与生活习惯等。这些信息高度敏感,一旦泄露可能被用于健康画像分析、保险风险评估或就业筛查,带来严重隐私风险。部分设备还可能通过行为模式识别或环境信息推断用户日常活动,从而构成深层次隐私威胁^[70]。此外,不同地区在数据保护和共享方面的法律法规差异显著,缺乏统一的国际标准,跨境应用面临较大监管挑战。在伦理层面,算法驱动的健康评估与干预在透明度、公平性与责任划分方面尚存争议。例如,当估计误差导致用户健康决策受损时,责任应由制造商、算法开发者还是用户承担,目前尚无明确共识。因此,数据隐私与伦理合规问题已成为制约可穿戴血压估计设备大规模应用的另一关键瓶颈。

3 未来研究方向

3.1 多特征融合与机理约束建模

未来可穿戴血压估计算法将由基于单一波形特征的经验建模,逐步发展为多特征融合与机理约束相结合的建模框架。现有研究表明,单点幅值或单一时域特征易受接触状态、个体差异及局部组织条件变化影响,而两点时间差、相位差、幅值比及形态差异等相对特征通常具有更好的稳定性^[61]。同时,脉搏波传导速度、传播时延、波反射特征及局部顺应性等具有明确生理意义的中间变量,也为血压估计提供了更强的可解释性。因此,未来可进一步综合利用幅值、时间、面积、梯度及传播相关特征,并将血流动力学先验纳入模型构建过程,形成“机理约束+数据驱动”的混合建模方法,以提升血压估计的准确性、鲁棒性和泛化能力。

3.2 个体化、小样本与持续学习方法

未来血压估计算法还将朝着个体化、小样本和持续学习方向发展。当前不少高性能方法仍依赖受试者特异性模型,虽可获得较高精度,但标定成本较高,限制了实际应用。相比之下,“群体模型+少量个体校准”的策略更符合真实使用场景,因为连续无袖带血压监测通常面向单个用户,且可获得的带标签样本有限^[59,71]。因此,未来研究可重点关注小样本个体校准、群体预训练与个体微调、在线更新及跨天复用等方法,在降低标定负担的同时,提高模型对个体生理差异和长期变化的适应能力。

3.3 面向长期连续监测的鲁棒时序建模

随着可穿戴血压监测由短时、静息和受控实验逐步走向日常生活、夜间睡眠和动态活动场景,未来算法需进一步提升长期连续监测条件下的鲁棒性与实时性^[72]。运动伪影、汗液干扰、皮肤张力变化、接触状态波动以及长时间佩戴引起的特征漂移,都会显著影响模型性能。因此,未来可加强时序依赖建模、状态识别、自适应滤波、漂移补偿和在线更新等方面的研究,并进一步优化训练场景和初始校准方案^[59],以提高模型在非受控环境下的稳定性与实用性。

3.4 多模态统一建模与系统协同优化

未来可穿戴血压估计研究还将朝着多模态统一建模与系统协同优化方向发展。一方面,生物阻抗、PPG、毫米波及超声等不同模态均可用于无袖带血压估计,后续可探索统一的时序建模框架,并结合模态特定前端、跨模态迁移学习和多模态融合策略,以提升模型的稳定性和场景适应性^[71,73]。另一方面,算法性能与可穿戴平台密切相关,透气、舒适、适合长期佩戴的器件以及能够在移动状态下持续采集深部组织信号的系统,为长期连续建模提供了基础^[55,74]。同时,传感器布置位置会影响信号灵敏度、形态特征和连续性^[75],因此未来还需加强采集位置优化、接触状态补偿以及传感器—算法协同设计,以提升系统在真实场景中的整体性能。

3.5 数据安全、标准化评测与临床适配

随着可穿戴设备在血压监测中的应用不断拓展,数据安全、标准化评测与临床适配仍是未来不可忽视的重要方向。可穿戴设备通常涉及长期、连续和个体化的生理数据采集,因此应进一步完善数据加密传输、存储保护和隐私管理机制^[76]。同时,还需建立统一的标准化评测框架,对数据采集协议、校准方式、训练测试划分、性能指标和应用场景进行规范化管理,以提高算法结果的可复现性、可比性和临床可接受性。此外,多中心、大样本和复杂人群数据的系统验证,也是推动相关算法由实验研究走向临床应用的重要基础。

4 结 论

本文综述了基于可穿戴设备的血压估计算法研究进展,系统梳理了PTT法、PPG特征-机器学习法、PPG信号-深度学习法、基于微气囊示波法的方法,以及基于超声、生物阻抗和张力计等新型可穿戴检测技术的血压估计方法。通过比较不同技术路线的原理与特点,本文总结了各类方法在估计精度、稳定性、鲁棒性和适用场景等方面的优势与不足,并归纳了当前研究中存在的模型泛化能力不足、运动伪影干扰明显、个体差异影响较大、初始校准依赖性较强以及数据安全与隐私保护等问题。

总体来看,可穿戴血压估计算法正由单一信号和经验建模逐步向多模态融合、机理约束与数据驱动协同建模方向发展。未来,仍需在新型测量原理创新、传感器与算法协同优化、个体化建模、长期连续监测以及标准化验证体系建设等方面进一步深入研究,以推动相关技术更好地服务于实际应用和临床转化。

参考文献

- [1] Wang Y, Zou Y, Li Z. Emerging intelligent wearable devices for cardiovascular health monitoring [J]. Nano Today, 2024, 59: 102544.
- [2] Qi H, Li F, Zeng W, et al. 2023 Guideline for the management of hypertension in the elderly population in China [J]. Journal of Geriatric Cardiology, 2024, 21(6): 589-630.
- [3] Maranduca M A, Clim A, Pinzariu A C, et al. Role of arterial hypertension and angiotensin II in chronic kidney disease [J]. Experimental and Therapeutic Medicine, 2023, 25(4): 153.
- [4] Park S H, Nam D, Choi J Y, et al. Prevalence and risk factors of hypertensive retinopathy in South Korea based on national health survey data [J]. Scientific Reports, 2025, 15(1): 25487.
- [5] Pacholko A, Iadecola C. Hypertension, neurodegeneration, and cognitive decline [J]. Hypertension, 2024, 81(5): 991-1007.
- [6] Panula T, Sirkkä J P, Wong D, et al. Advances in non-invasive blood pressure measurement techniques [J]. IEEE Reviews in Biomedical Engineering, 2022, 16: 424-438.
- [7] Fan L, Cai J. Integrated hypertension management and national hypertension discipline promotion in China [J]. LWW, 2022: 1513-1516.
- [8] 叶青, 章祎枫, 沙金亮, 等. 基于光电容积脉搏波的

- 无创血压连续测量研究进展 [J]. 科学技术与工程, 2024, 24(5): 1756-1774.
- Ye Qing, Zhang Yifeng, Sha Jinliang, et al. Research progress of non-invasive blood pressure continuous measurement based on photo plethysmography [J]. Science Technology and Engineering, 2024, 24 (5): 1756-1774.
- [9] Barbato E, Azizi M, Schmieder R E, et al. Renal denervation in the management of hypertension in adults. A clinical consensus statement of the ESC Council on Hypertension and the European Association of Percutaneous Cardiovascular Interventions (EAPCI) [J]. European Heart Journal, 2023, 44(15): 1313-1330.
- [10] Hua J, Su M, Wu J, et al. Wearable cuffless blood pressure monitoring: From flexible electronics to machine learning[J]. Wearable Electronics, 2024, 1: 78-90.
- [11] Tomitani N, hoshide S, kario K. Accurate nighttime blood pressure monitoring with less sleep disturbance [J]. Hypertension Research, 2021, 44(12): 1671-1673.
- [12] Petek B J, Al-Alusi M A, Moulson N, et al. Consumer wearable health and fitness technology in cardiovascular medicine: JACC state-of-the-art review [J]. Journal of the American College of Cardiology, 2023, 82 (3): 245-264.
- [13] Doherty C, Baldwin M, Keogh A, et al. Keeping pace with wearables: A living umbrella review of systematic reviews evaluating the accuracy of consumer wearable technologies in health measurement [J]. Sports Medicine, 2024, 54(11): 2907-2926.
- [14] 谢鹏飞, 程锦绣, 饶凌瑄, 等. 基于 PPG 技术的无创生理参数检测平台构建方法研究[J]. 电子测量与仪器学报, 2025, 39 (11): 23-32.
- Xie Pengfei, Cheng Jinxiu, Rao Lingxuan, et al. Research on the construction method of non-invasive physiological parameter detection platform based on PPG technology[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2025, 39 (11): 23-32.
- [15] 中国高血压防治指南修订委员会, 高血压联盟, 中国医疗保健国际交流促进会高血压病学分会, 等. 中国高血压防治指南(2024 年修订版) [J]. 中华高血压杂志(中英文), 2024, 32(7): 603-700.
- Revision Committee of Chinese Guidelines for the Prevention and Treatment of Hypertension, Hypertension League of China, Hypertension Branch of the International Exchange and Promotive Association for Medical and Health Care, et al. Guidelines for the Prevention and Treatment of Hypertension in China (2024 Revision) [J]. Chinese Journal of Hypertension (Chinese and English), 2024, 32(7): 603-700.
- [16] Van Vliet M, Monnick S H, Kuiper M J, et al. Evaluation of a novel cuffless photoplethysmography-based wristband for measuring blood pressure according to the regulatory standards [J]. European Heart Journal-Digital Health, 2024, 5(3): 335-343.
- [17] Zhang W, Zhou Y N, Zhou Y, et al. Validation of the watch-type HUAWEI WATCH D oscillometric wrist blood pressure monitor in adult Chinese [J]. Blood Pressure Monitoring, 2022, 27(5): 353-356.
- [18] 何鸿. 基于示波法的血压检测算法研究及可穿戴血压检测装置设计 [D]. 重庆: 重庆邮电大学, 2022.
- He Hong. Research on blood pressure detection algorithm based on oscillography and design of wearable blood pressure device [D]. Chongqing: Chongqing University of Posts and Telecommunications, 2022.
- [19] Stergiou G S, Alpert B, Mieke S, et al. A universal standard for the validation of blood pressure measuring devices: Association for the Advancement of Medical Instrumentation/European Society of Hypertension/International Organization for Standardization (AAMI/ESH/ISO) Collaboration Statement [J]. Hypertension, 2018, 71(3): 368-374.
- [20] 包科, 顾亚雄, 高俊, 等. 基于脉搏波传导时间的连续血压测量系统 [J]. 生物医学工程研究, 2016, 35(1): 41-45.
- Bao Ke, Gu Yaxiong, Gao Jun, et al. Continuous blood pressure measurement system based on pulse wave transit time [J]. Journal of Biomedical Engineering Research, 2016, 35(1): 41-45.
- [21] Guo C Y, Huang C H, Chang C C, et al. Combining local PWV and quantified arterial changes for calibration-free cuffless blood pressure estimation: A clinical validation [J]. IEEE Sensors Journal, 2022, 23(1): 658-668.
- [22] Xie C, Wan C, Wang Y, et al. Effects of pulse transit time and pulse arrival time on cuff-less blood pressure estimation: A comparison study with multiple experimental interventions [C]//Proceedings of the 2023 45th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine & Biology Society (EMBC). IEEE, 2023.
- [23] Heimark S, Hove C, Stepanov A, et al. Accuracy and user acceptability of 24-hour ambulatory blood pressure

- monitoring by a prototype cuffless multi-sensor device compared to a conventional oscillometric device [J]. *Blood Pressure*, 2023, 32(1): 2274595.
- [24] Zienkiewicz A, Vihriälä E, Myllylä T. Influence of arterial vessel diameter and blood viscosity on PTT in pulsatile flow model [C]//*Proceedings of the Nordic Conference on Digital Health and Wireless Solutions*. Springer, 2024.
- [25] Shin H. A novel method for non-invasive blood pressure estimation based on continuous pulse transit time: An observational study [J]. *Psychophysiology*, 2023, 60(2): e14173.
- [26] Huang Y, Huang D, Huang J, et al. Camera-based blood pressure monitoring based on multi-site and multi-wavelength pulse transit time features [J]. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2024, 73: 5032714.
- [27] Zhang X, Wang Y, Yin Z, et al. Optimization and validation of a suprasystolic brachial cuff-based method for noninvasively estimating central aortic blood pressure [J]. *International Journal for Numerical Methods in Biomedical Engineering*, 2024, 40(3): e3806.
- [28] Arza A, Lázaro J, Gil E, et al. Pulse transit time and pulse width as potential measure for estimating beat-to-beat systolic and diastolic blood pressure [C]//*Proceedings of the Computing in Cardiology*. IEEE, 2013.
- [29] 彭莉, 宋鑫, 鄢苏鹏, 等. 基于PPG收缩期上升波形特征参数的无创血压检测模型[J]. *中国医学物理学杂志*, 2022, 39(3): 333-340.
- Peng Li, Song Xin, Yan Supeng, et al. Noninvasive blood pressure measurement model based on characteristic parameters of PPG systolic upstroke waveform [J]. *Chinese Journal of Medical Physics*, 2022, 39(3): 333-340.
- [30] González S, Hsieh W T, Chen T P C. A benchmark for machine-learning based non-invasive blood pressure estimation using photoplethysmogram [J]. *Scientific Data*, 2023, 10(1): 149.
- [31] Hove C, Sæter F W, Stepanov A, et al. A prototype photoplethysmography-based cuffless device shows promising results in tracking changes in blood pressure [J]. *Frontiers in Medical Technology*, 2024, 6: 1464473.
- [32] Botrugno C, Dell'olio F. PPG-based electronic sensing system for cuff-less calibration-free blood pressure estimation using machine learning algorithms [C]//*Proceedings of the 2024 IEEE Sensors Applications Symposium (SAS)*. IEEE, 2024.
- [33] Liu S, Huang Z, Zhu J, et al. Continuous blood pressure monitoring using photoplethysmography and electrocardiogram signals by random forest feature selection and GWO-GBRT prediction model [J]. *Biomedical Signal Processing and Control*, 2024, 88: 105354.
- [34] Van Vliet M, Aalberts J J, Hamelinck C, et al. Assessment of photoplethysmography-based blood pressure determinations during long-term and short-term remote cardiac monitoring: The RECAMO study [J]. *European Heart Journal-Digital Health*, 2025, 6(4): 763-771.
- [35] Garrett A, Kim B, Gurel N Z, et al. Speckle contrast optical spectroscopy for cuffless blood pressure estimation based on microvascular blood flow and volume oscillations [J]. *Biomedical Optics Express*, 2025, 16(8): 3004-3016.
- [36] Qin K, Huang W, Zhang T. Deep generative model with domain adversarial training for predicting arterial blood pressure waveform from photoplethysmogram signal [J]. *Biomedical Signal Processing and Control*, 2021, 70: 102972.
- [37] 师荣堃, Mohammed H, 林炳辉, 等. 特征自提取的深度学习血压预测模型研究[J]. *传感器与微系统*, 2020, 39(4): 16-19.
- Shi Rongkun, Mohammed H, Lin Binghui, et al. Research on model for feature self-extracted blood pressure prediction based on deep learning [J]. *Transducer and Microsystem Technologies*, 2020, 39(4): 16-19.
- [38] Tian Z, Liu A, Zhu G, et al. A paralleled CNN and Transformer network for PPG-based cuff-less blood pressure estimation [J]. *Biomedical Signal Processing and Control*, 2025, 99: 106741.
- [39] 王军昂, 张立新, 王赛, 等. 采用融合的U-net模型连续无创动脉血压预测方法[J]. *计算机工程与应用*, 2024, 60(4): 324-330.
- Wang Junang, Zhang Lixin, Wang Sai, et al. Predication Method of Continuous Non-Invasive Arterial Blood Pressure Using Fusion U-net Model[J]. *Computer Engineering and Applications*, 2024, 60(4): 324-330.
- [40] Shaikh M R, Forouzanfar M. Dual-stream CNN-LSTM architecture for cuffless blood pressure estimation from PPG and ECG signals: A PulseDB study [J]. *IEEE Sensors Journal*, 2024, 25(2): 4006-4014.

- [41] Li Y H, Harfiya L N, Purwandari K, et al. Real-time cuffless continuous blood pressure estimation using deep learning model [J]. *Sensors*, 2020, 20(19): 5606.
- [42] Maqsood S, Xu S, Springer M, et al. Temporal attention to estimate continuous blood pressure using photoplethysmography signals [J]. *Cluster Computing*, 2025, 28(6): 370.
- [43] Ma G, Chen Y, Zhu W, et al. Evaluating and visualizing the contribution of ECG characteristic waveforms for PPG-based blood pressure estimation [J]. *Micromachines*, 2022, 13(9): 1438.
- [44] Liu Z, Zhang Y, Zhou C. BiGRU-attention for Continuous blood pressure trends estimation through single channel PPG [J]. *Computers in Biology and Medicine*, 2024, 168: 107795.
- [45] Liu Z, Qiao M, Liu Y, et al. A two-branch ResNet-BiLSTM deep learning framework for extracting multimodal features applied to PPG-Based cuffless blood pressure estimation [J]. *Sensors*, 2025, 25(13): 3975.
- [46] Chen S. Improving algorithms for oscillometric blood pressure estimation by suppressing breathing effects [D]. Ottawa: University of Ottawa, 2010.
- [47] 庞宇, 罗国庆, 陈刚, 等. 适用急救场景的腕式血压计设计 [J]. *重庆理工大学学报(自然科学)*, 2019, 33(9): 159-165.
Pang Yu, Luo Guoqing, Chen Gang, et al. Wrist sphygmomanometer design for emergency scenes [J]. *Journal of Chongqing University of Technology (Natural Science)*, 2019, 33(9): 159-165.
- [48] Adiono T, Amadeus C, Sinaga S N C, et al. Implementation of real-time oscillometric based algorithm for blood pressure measurement in patient monitor [C]// *Proceedings of the 2024 Asia Pacific Signal and Information Processing Association Annual Summit and Conference (APSIPA ASC)*. IEEE, 2024.
- [49] Abolarin D. Non-invasive estimation of blood pressure using harmonic components of oscillometric pulses [D]. Ottawa: Université d'Ottawa/University of Ottawa, 2016.
- [50] Kumar S, Yadav S, Kumar A. Blood pressure measurement techniques, standards, technologies, and the latest futuristic wearable cuff-less know-how [J]. *Sensors & Diagnostics*, 2024, 3(2): 181-202.
- [51] Celler B G, Le P N, Argha A, et al. GMM-HMM-based blood pressure estimation using time-domain features [J]. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2019, 69(6): 3631-3641.
- [52] Argha A, Wu J, Su S W, et al. Blood pressure estimation from beat-by-beat time-domain features of oscillometric waveforms using deep-neural-network classification models [J]. *IEEE Access*, 2019, 7: 113427-113439.
- [53] Argha A, Celler B G. Blood pressure estimation from time-domain features of oscillometric waveforms using long short-term memory recurrent neural networks [J]. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2019, 69(6): 3614-3622.
- [54] Wang Y, Zou Y, Xue J, et al. A biomimetic epidermal sensing sucker via stress excitation for personalized cardiovascular monitoring [J]. *Advanced Functional Materials*, 2026, 36(14): e14598.
- [55] Liu L, Geng X, Yao F, et al. An ultrasound-based non-invasive blood pressure estimation method based on optimal vascular wall tracking position [J]. *IEEE Access*, 2024, 13: 17132-17149.
- [56] Zhou S, Park G, Longardner K, et al. Clinical validation of a wearable ultrasound sensor of blood pressure [J]. *Nature Biomedical Engineering*, 2025, 9(6): 865-881.
- [57] Yuan J, Li Z, Zhao Y, et al. Skin-adaptive focused flexible micromachined ultrasound transducers for wearable cardiovascular health monitoring [J]. *Science Advances*, 2025, 11(37): eadw7632.
- [58] Kireev D, Sel K, Ibrahim B, et al. Continuous cuffless monitoring of arterial blood pressure via graphene bioimpedance tattoos [J]. *Nature Nanotechnology*, 2022, 17(8): 864-870.
- [59] Sel K, Osman D, Huerta N, et al. Continuous cuffless blood pressure monitoring with a wearable ring bioimpedance device [J]. *npj Digital Medicine*, 2023, 6(1): 59.
- [60] Namkoong M, McMurray J, Branan K, et al. Contact pressure-guided wearable dual-channel bioimpedance device for continuous hemodynamic monitoring [J]. *Advanced Materials Technologies*, 2024, 9(3): 2301407.
- [61] Mieloszyk R, Twede H, Lester J, et al. A comparison of wearable tonometry, photoplethysmography, and electrocardiography for cuffless measurement of blood pressure in an ambulatory setting [J]. *IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics*, 2022, 26(7): 2864-2875.
- [62] Aghilinejad A, Tamborini A, Gharib M. A new methodology for determining the central pressure waveform from peripheral measurement using Fourier-

- based machine learning [J]. *Artificial Intelligence in Medicine*, 2024, 154: 102918.
- [63] Deng M, Du C, Fang J, et al. Flexible adaptive sensing tonometry for medical-grade multi-parametric hemodynamic monitoring [J]. *npj Flexible Electronics*, 2024, 8(1): 45.
- [64] Sanches I, Gomes V V, Caetano C, et al. MIMIC-BP: A curated dataset for blood pressure estimation [J]. *Scientific Data*, 2024, 11(1): 1233.
- [65] Mehta S, Kwatra N, Jain M, et al. Examining the challenges of blood pressure estimation via photoplethysmogram [J]. *Scientific Reports*, 2024, 14(1): 18318.
- [66] Xie H, Yang L, Jiang B, et al. State-of-the-art wearable sensors for cardiovascular health: A review [J]. *npj Cardiovascular Health*, 2025, 2(1): 53.
- [67] Bhatt B J, Amir H M, Jones S, et al. Validation of a popular consumer-grade cuffless blood pressure device for continuous 24 h monitoring [J]. *European Heart Journal-Digital Health*, 2025 6(4): 704-712.
- [68] Seo Y, Kwon S, Sunarya U, et al. Blood pressure estimation and its recalibration assessment using wrist cuff blood pressure monitor [J]. *Biomedical Engineering Letters*, 2023, 13(2): 221-233.
- [69] Yavarimanesh M, Block R C, Natarajan K, et al. Assessment of calibration models for cuff-less blood pressure measurement after one year of aging [J]. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 2021, 69(6): 2087-2093.
- [70] Doherty C, Baldwin M, Lambe R, et al. Privacy in consumer wearable technologies: A living systematic analysis of data policies across leading manufacturers [J]. *npj Digital Medicine*, 2025, 8(1): 363.
- [71] Wang R, Qi M, Shao Y, et al. PITN: Physics-informed temporal networks for cuffless blood pressure estimation [J]. *IEEE Transactions on Mobile Computing*, 2026, 25(4): 4876-4889.
- [72] Lee Y, Park S, Park J, et al. Feasibility of watch-based blood pressure monitoring device in daily blood pressure monitoring [J]. *Clinical Hypertension*, 2025, 31: e21.
- [73] Hassan F, Ali M, Akbar Z, et al. MuFuBP-Net: A multimodal fusion network for cuffless blood pressure estimation using dual-feature pipeline with probabilistic feature encoder [J]. *IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics*, 2025, 29(10): 7068-7079.
- [74] 曹从军, 赖凯旋, 王旭升, 等. 基于柔性压电薄膜的可穿戴脉搏传感器设计 [J]. *电子测量与仪器学报*, 2024, 38(10): 35-47.
- Cao Congjun, Lai Kaixuan, Wang Xusheng, et al. Design of wearable pulse sensor based on flexible piezoelectric thin film [J]. *Journal of Electronic Measurement and Instrumentation*, 2024, 38(10): 35-47.
- [75] Metshein M, Abdullayev A, Gautier A, et al. Sensor-location-specific joint acquisition of peripheral artery bioimpedance and photoplethysmogram for wearable applications [J]. *Sensors*, 2023, 23(16): 7111.
- [76] Zhang B, Chen C, Lee I, et al. A survey on security and privacy issues in wearable health monitoring devices [J]. *Computers & Security*, 2025: 104453.

作者简介



卢俊峰, 2016 年于郑州大学获得学士学位, 2025 年于郑州大学获得博士学位, 现为河南省医学科学院助理研究员, 主要研究方向为医学信号分析与神经建模研究。

E-mail: ljf0912@hnsyxxy.cn

Lu Junfeng received his B. Sc. degree and Ph. D. degree both from Zhengzhou University in 2016 and 2025, respectively. He is now an assistant research fellow at Henan Academy of Innovations in Medical Science, China. His main research interests include medical signal analysis and neural modeling.



孟坤颖, 2020 年于信阳师范大学获得学士学位, 2023 年于河南大学获得硕士学位, 现为郑州大学电气与信息工程学院博士研究生, 主要研究方向为计算神经科学。

E-mail: mengkunying@gs.zzu.edu.cn

Meng Kunying received her B. Sc. degree from Xinyang Normal University in 2020, and M. Sc. degree from Henan University in 2023. She is now a Ph. D. candidate at the School of Electrical and Information Engineering, Zhengzhou University. Her main research interests include computational neuroscience.



周志毫, 2018 年于新乡医学院获得学士学位, 2021 年于西南大学获得硕士学位, 2025 年于中山大学获得博士学位, 现为河南省医学科学院助理研究员, 主要研究方向为药食同源氧化应激与抗衰老。

E-mail: zhouzh57@hnsyxxy.cn

Zhou Zhihao received his B. Sc. degree from Xinxiang Medical University in 2018, M. Sc. degree from Southwest University in 2021, and Ph. D. degree from Sun Yat-sen

University in 2025. He is now an assistant research fellow at Henan Academy of Innovations in Medical Science. His main research interests include oxidative stress and anti-aging research on medicinal and edible homologous substances.



郑亚东, 2016 年于河南科技学院获得学士学位, 2019 年于郑州轻工业大学获硕士学位, 2023 年于意大利卡梅里诺大学获得博士学位, 现为河南省医学科学院助理研究员, 主要研究方向为药食同源抗衰老研究。

E-mail: yadong.zheng@unicam.it

Zheng Yadong received his B. Sc. degree from Henan Institute of Science and Technology in 2016, M. Sc. degree from Zhengzhou University of Light Industry in 2019, and Ph. D. degree from the University of Camerino in 2023. He is now an assistant research fellow at Henan Academy of Innovations in Medical Science, China. His main research interests include anti-aging research on medicinal and edible homologous

substances.



李立国(通信作者), 2005 年于河南中医药大学获得学士学位, 2008 年于甘肃中医药大学获得硕士学位, 2012 年于上海中医药大学获得医学博士学位, 现任河南省医学科学院康复医学研究所副研究员, 主要研究方向为康复保健技术标准化及智能化

应用。

E-mail: Doctorlee@hnsyxxy.cn

Li Ligu (Corresponding author) received his B. Sc. degree from Henan University of Chinese Medicine in 2005, M. Sc. degree from Gansu University of Chinese Medicine in 2008, and Ph. D. degree from Shanghai University of Traditional Chinese Medicine in 2012. He is now an associate research fellow at the Institute of Rehabilitation Medicine, Henan Academy of Medical Sciences. His main research interests include the standardization and intelligent application of rehabilitation and healthcare technologies.