

DOI: 10.13382/j.jemi.B2609286

多模态生理信号融合在无创连续血压测量中的研究进展*

孔繁星¹ 韩 萌¹ 孙丽英² 赵扬浩¹ 李亚楠¹ 熊 瑾¹

(1. 吉林化工大学机电工程学院 吉林 132022; 2. 东北电力大学机械工程学院 吉林 132011)

摘 要:无创连续血压监测是心血管疾病预防、诊断与管理的核心技术,传统袖带式测量方法存在间歇性、患者不适及“白大衣效应”等局限。随着可穿戴技术与移动医疗的快速发展,基于多模态生理信号融合的非侵入性连续血压测量成为研究热点。多模态生理信号融合在非侵入性连续血压测量中的研究进展,涵盖常用生理信号特性与血压的相关性,以及多模态信号采集技术与传感器集成方案。深入分析数据层、特征层、决策层及基于深度学习的端到端融合方法,对比不同融合策略性能与适用场景,总结当前穿戴设备应用面临的挑战,对未来发展进行展望。研究表明,多模态融合能有效整合各信号互补信息,显著提升血压估计准确性与鲁棒性。然而个体差异、动态干扰、数据标准化与模型可解释性仍是核心挑战。未来趋势将聚焦于高质量临床数据集建设、新型可穿戴传感技术、多模态信号智能处理及个体自适应血压估计模型构建,推动该技术向临床转化与普及,为实现高血压早期预警与精准管理提供强有力技术支撑。

关键词:无创连续血压测量;多模态生理信号;深度学习;可穿戴设备;传感器集成
中图分类号: TN911.7 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 460.4025

Research advances in multi-modal physiological signal fusion for non-invasive continuous blood pressure measurement

Kong Fanxing¹ Han Meng¹ Sun Liying² Zhao Yanghao¹ Li Yanan¹ Xiong Jin¹

(1. School of Mechanical and Electrical Engineering, Jilin University of Chemical Technology, Jilin 132022, China;
2. School of Mechanical Engineering, Northeast Electric Power University, Jilin 132011, China)

Abstract: Non-invasive continuous blood pressure monitoring is a core technology for the prevention, diagnosis, and management of cardiovascular diseases. Traditional cuff-based measurement methods have limitations such as intermittent readings, patient discomfort, and the “white coat effect”. With the rapid advancement of wearable technology and mobile healthcare, non-invasive continuous blood pressure measurement based on multi-modal physiological signal fusion has emerged as a research hotspot. Research progress in multi-modal physiological signal fusion for non-invasive continuous blood pressure measurement encompasses the characteristics and blood pressure correlations of commonly used physiological signals, as well as multi-modal signal acquisition techniques and sensor integration solutions. This paper provides an in-depth analysis of data-level, feature-level, and decision-level approaches, as well as end-to-end fusion methods based on deep learning. It compares the performance and applicability of different fusion strategies, summarizes the challenges currently faced by wearable device applications, and outlines future development directions. Research indicates that multi-modal fusion can effectively integrate complementary information from various signals, significantly improving the accuracy and robustness of blood pressure estimation. However, individual variability, dynamic interference, data standardization, and model interpretability remain core challenges. Future trends will focus on the establishment of high-quality clinical datasets, the development of novel wearable sensing technologies, intelligent multimodal signal processing approaches, and personalized adaptive blood pressure estimation models. These efforts will drive clinical translation and widespread adoption of this technology, providing robust technical support for achieving early hypertension warning and precision management.

Keywords: non-invasive continuous blood pressure measurement; multi-modal physiological signals; deep learning; wearable devices; sensor integration

收稿日期: 2026-04-21 Received Date: 2026-04-21

* 基金项目: 吉林化工大学博士启动基金(吉化院博基合字[2021]031号)项目资助

0 引 言

血压作为人体重要生理指标,其精准监测与量化对心血管疾病预防、诊断和管理具有重要意义。传统袖带式测量方法虽是血压监测金标准,但存在间歇性测量、舒适性差、不便于携带以及易佩戴姿势和个体差异影响等局限^[1-4]。随着可穿戴技术发展,无创连续血压监测逐渐成为当前学术研究焦点。目前主流方法多依赖于光电容积脉搏波 (photoplethysmography, PPG) 与心电信号 (electrocardiogram, ECG), 该方法虽能提高血压估计精度,但存在两大核心局限:一是易受噪声影响^[5-6];二是对血压快速瞬时波动敏感度较弱^[7],导致复杂场景下模型鲁棒性和泛化能力不足。

为提升上述不足,多模态生理信号融合技术逐渐成为重要发展方向。该技术通过整合心电、光电容积脉搏波、心音 (phonocardiogram, PCG)、生物阻抗、皮肤温度 (skin temperature, ST) 等多源生理信息,充分挖掘不同模态之间互补特性,有效提升血压估算模型鲁棒性与泛化能力^[7-8]。同时,结合信号质量评估,能有效抑制噪声干扰,增强系统可靠性^[9-10]。

近年来,深度学习为多模态融合提供了强大工具:卷积神经网络、循环神经网络、Transformer 模型能够自主学习多模态信号的复杂关联,避免传统人工特征工程的局限。然而,该领域仍面临高质量标注数据稀缺、模型可解释性与计算效率等关键技术挑战^[11]。

综上所述,旨在系统梳理该领域研究进展,重点阐述单模态信号特性与多模态融合理论基础,分析传感器集成方案与融合方法,总结并展望未来方向,推动多模态融合技术在无创连续血压监测中进一步发展与临床转化。

1 多模态生理信号与血压相关性

1.1 常用单模态生理信号与血压相关性

1) 脉搏波信号

光电容积脉搏波通过检测组织血液容积变化反映脉搏波动^[12],波形特征 (如收缩期振幅、脉搏宽度、反射波

增强指数等)反映血管弹性、外周阻力等心血管参数,这些参数是血压形成重要机制^[13]。

基于 PPG 血压估算主要依赖脉搏波到达时间 (pulse arrival time, PAT), 包括脉搏波传播时间 (pulse transit time, PTT) 和射血前期 (Pre-ejection period, PEP)^[14-15]。PAT 通常指心电信号 R 波 (心电信号的特征波形之一,代表心室肌的除极过程,心室收缩的电活动) 到 PPG 信号特征点 (如主峰) 的时间间隔,与血压存在显著负相关关系^[16]。

另一种无创血压测量方法是基于脉搏波传播速度 (pulse wave velocity, PWV), 测量原理是依据弹性管道中流体波传播理论,PTT 与 PWV 的关系由 Moens-Kortweg 方程描述^[17-18]:

$$PWV = \sqrt{\frac{Eh}{\rho d}}$$

(1)

$$PWV = \frac{D}{PTT}$$

(2)

式中: E 为动脉弹性模量; h 为血管壁厚度; ρ 为血液密度; d 为血管直径; D 为两测量点间动脉距离。

脉搏波形态具有个体差异性,图 1 展示了典型脉搏波信号波形以及 PAT、PEP、PTT 时序标注。其中, O 为波谷, A 为主波波峰, B 为降中峡, 发生在主动脉瓣关闭时, C 为重搏点^[19]。

2) 心电信号

心电信号记录了心脏电活动引起的体表电位变化,反映心脏节律和传导功能^[20-21]。心电信号由若干特征波组成,每个波都有明确生理意义,如表 1 所示^[22]。ECG 信号特征波形态变化与心脏负荷、心肌供血、自主神经活动等有关,这些因素均可能影响血压。尽管 ECG 并不直接测量血压,但其 R 波是同步多模态生理信号常用的时间基准,是计算 PAT 不可或缺组成部分。

3) 心音信号

心音信号记录了心脏在收缩和舒张过程中由于瓣膜开闭、血液流动等产生的机械振动声音,主要包括第一心音 S1 和第二心音 S2。S1 对应于心室收缩开始, S2 对应于心室舒张开始, 主动脉瓣和肺动脉瓣关闭^[23], S2 到下一个 S1 的时间间隔为舒张持续期间 S2I^[24]。

表 1 心电信号特征波生理意义与形态特征
Table 1 Physiological significance and morphological characteristics of electrocardiographic signal features

波形名称	生理意义	形态特征
P 波	代表心房收缩的电活动	通常为小而圆钝的波,振幅较低,时限较短
PR 期间	表示房室传导时间	从 P 波的起始点到 QRS 波群的起始点
QRS 波群	代表心室收缩的电活动	由 3 个相连的波组成,第 1 个向下的波为 Q 波,紧接着的向上波为 R 波,第 2 个向下的波为 S 波
ST 段	代表心室处于稳定状态的时期	从 QRS 波群的终点到 T 波的起始点,通常呈等电位线,无明显偏移
T 波	代表心室舒张的电活动	位于 QRS 波群之后,通常呈正向,振幅较低,时限较长

PCG 信号与血压相关性主要体现在心音时间间隔、强度、频率特性以及振动幅度上^[25]。有研究提出利用舒张期持续时间 S21 来替代 PTT 进行血压估计,结合人工神经网络(artificial neural network, ANN)建模,实现了无需外周传感器血压估计^[24]。

4) 生物阻抗信号

生物组织容积变化会引起电阻抗值变化,生物阻抗信号通过测量生物组织对交变电流的阻抗变化反映人体生理状态^[26]。在无创连续血压测量中,与血压相关的生物阻抗信号主要包括电阻抗容积描记信号(impedance plethysmography, IPG)和阻抗心动信号(impedance cardiography, ICG)。

IPG 通过在肢体两端施加安全范围内的恒定电流,测量电极间电压变化反映血管内血液容积脉动。在一个脉搏周期中,当心脏收缩时,外周血管充血,血管容积增加,组织导电能力增强,阻抗降低;心脏舒张时,血液回流,血管容积减小,阻抗升高^[27]。IPG 波形与 PPG 波形相似,其特征点(如上升沿、峰值、下降沿)和形态学参数同样与血压相关。IPG 与 ECG 结合可计算 PTT_{IPG} (ECG 的 R 波至 IPG 主波峰的时间差),该参数与血压呈负相关^[28]。

ICG 信号通过在胸部放置电极测量由心脏活动引起的胸腔阻抗变化,得到心阻抗图,通常记为 ΔZ ^[29]。为了更清晰地反映血流动力学变化,通常对阻抗信号进行时间微分,得到心阻抗微分信号 dZ/dt ,其波形如图 1 所示。主要波形包括 A 波、C 波以及 O 波,主要特征点包括 B 点、C 点、X 点、Y 点、Z 点。其中,A 波反映心房收缩期心阻抗变化情况;C 波反映心室收缩时阻抗变化情况;O 波反映心室舒张早期胸腔阻抗变化;B 点对应心室收缩开始;X 点为主动脉瓣关闭,对应左心室收缩期末;Y 点为肺动脉瓣闭,对应右心室收缩期末;Z 点又称充盈点,对应 O 波结束,通常不易察觉^[26,29-30]。如今,ICG 信号已被证明可以用于计算多种血流动力学参数,如心输出量(cardiac output, CO)、每搏量(stroke volume, SV)等血流动力学参数^[31-32]。

5) 皮肤温度信号

皮肤温度信号是反映人体体温调节和外周血液循环状态的生理信号,在调节血液粘度、外周血管阻力(total peripheral resistance, TPR)等方面起着关键作用,与动脉生物阻抗、心率周期融合可计算舒张压,并通过 TPR 变化修正温度对血压的影响,减少单纯基于脉搏波传导时间模型的误差^[33]。

6) 其他生理信号

除了上述主要生理信号外,还有多种其他生理信号也与血压存在一定关联,如血氧饱和度、加速度信号、心冲击描记图信号(ballistocardiogram, BCG)等。

血氧饱和度通常由 PPG 信号对红光和近红外光吸收差异计算得到,反映血液中氧合血红蛋白百分比^[34-35];加速度信号通过加速度计采集,用于检测人体运动状态、体动、姿态等^[36];BCG 记录了心动周期泵血性活动引起的身体微小振动,从中提取的时间间隔参数与血压有紧密联系,并在一定程度上可以表示 PTT^[37]。

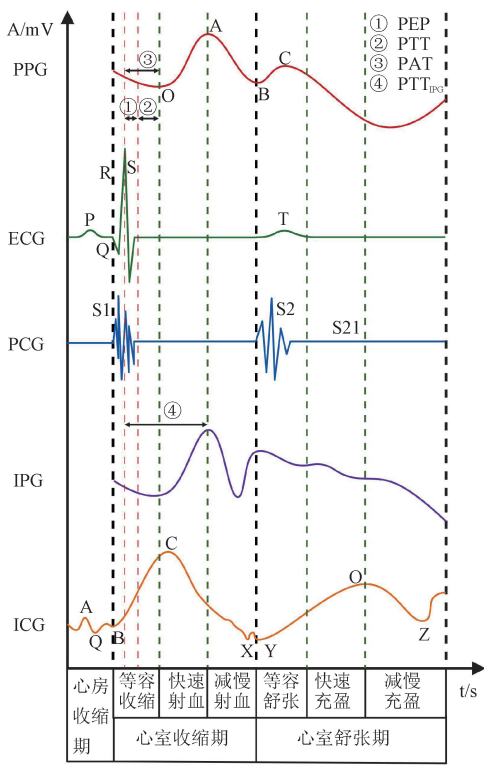


图 1 同一心动周期多模态生理信号波形

Fig. 1 Multi-modal physiological signal waveform diagram

1.2 多模态生理信号协同反映血压变化的理论基础

血压形成和维持是心血管系统多个环节共同作用的结果:心脏泵血-动脉压力传播-血管力学特性-血液动力学参数-自主神经调节^[38-39]。不同生理信号分别表征血压形成过程中不同生理阶段:ECG 信号反映心脏电活动以及泵血起始过程;PPG 与 IPG 信号反映脉搏波传播及外周血容量变化及血管顺应性;ICG 信号提供心输出量、搏出量等血流动力学信息;皮肤温度间接反映自主神经介导的外周血管舒缩^[33]。

多模态生理信号融合协同估计血压的核心逻辑是同时采集若干生理信号,以“冗余+互补”原则做融合,再辅以动态权重优化、个体化校正和场景自适应,实现单模态失效场景下的鲁棒估计,如图 2 所示。

2 生理信号采集技术与传感器集成

2.1 多模态生理信号采集传感器技术

连续血压测量系统通常涉及多种生理信号传感器,

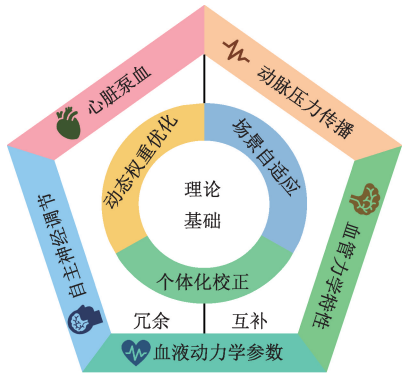


图 2 多模态生理信号协同反映血压变化理论基础
Fig. 2 Theoretical basis of multi-modal physiological signals for collaborative blood pressure estimation

不同信号模态在传感机制、硬件性能等方面存在较大差异。目前,在可穿戴无创连续血压测量研究中,应用最为广泛的是 PPG 和 ECG 传感器,PCG、生物阻抗、温度以及惯性测量单元(inertial measurement unit, IMU)传感器能提供额外机械活动、血流动力学及运动状态等辅助信息。为比较不同生理信号传感器性能及应用特点,表 2 对典型传感性能进行归纳,评价依据如下:(1)抗干扰能力依据运动伪影敏感性、环境噪声影响及信号稳定性进行评价,易受运动或环境因素干扰评价为弱;轻度运动下可用,剧烈运动下受影响明显评价为中;对运动和环境干扰都不敏感评价为强。(2)功耗水平依据典型商业传感器芯片数据手册进行归纳统计,小于 10 mW 评价为低;10~100 mW 评价为中;大于 100 mW 评价为高。需要说明的是,表 2 中的抗干扰能力、功耗水平并非直接来源于单篇文献,而是基于近年来可穿戴生理监测相关研究及典型商业传感器参数进行的综合归纳评价。

表 2 多模态生理信号传感器性能对比
Table 2 Comparison of multi-modal physiological signal sensor performance

信号模态	传感方式	典型特征	抗干扰能力	功耗水平
PPG ^[40-42]	光学检测	PAT/PTT、脉搏波波形特征	弱	低
ECG ^[43-45]	生物电检测	R 峰、HRV、RR 间期	弱	低
PCG ^[46-47]	声学检测	S1/S2	弱	低
IPG/ICG ^[48]	电阻抗检测	A 波、C 波、O 波	中	中
ST ^[49]	热敏检测	温度变化率	中	低
IMU ^[50]	惯性检测	加速度、角速度、运动能量	强	低

2.2 多传感器系统集成设计

多传感器集成设计是实现无创连续血压监测的关键挑战,其目标是将多种传感器整合为一个紧凑、低功耗且

用户友好的可穿戴系统。设计需综合考虑传感器布局、信号同步、功耗管理及佩戴舒适性问题。

在传感器布局与佩戴方式上,需根据目标生理信号特性与用户舒适度进行综合优化。手腕、上臂、胸部和颈部是常用部位,腕部集成度高但易受运动干扰,通常集成 PPG、ECG 和 IMU 等传感器^[51-53];上臂动脉位置相对稳定,受运动影响较小,适合集成 PPG、ECG、生物阻抗和 IMU 传感器^[54-55];胸部位置可以获得高质量的 ECG 和 PCG 信号^[56],干扰较少,适合长期监测,但会影响用户日常活动或穿着;颈部作为一个新兴佩戴部位,也展现出独特优势。研究表明,颈部中部甲状腺上方区域的 PPG 信号稳定性最高^[57]。常见的佩戴部位及对应传感器配置如图 3 所示。

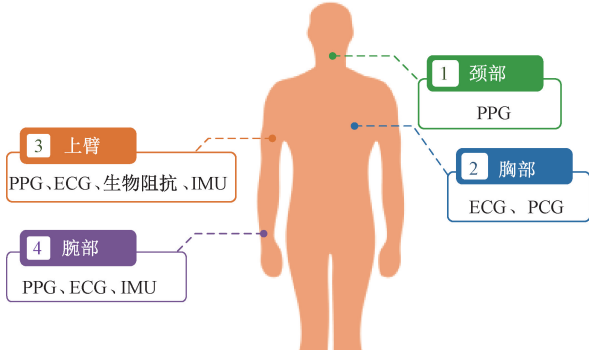


图 3 佩戴位置示意图
Fig. 3 Wearing position diagram

传感器空间布局也至关重要,可通过多传感器阵列^[58]或多源多频率激励技术^[59]优化信号质量。例如,刘畅等设计了一种柔性超声压电换能器阵列,由 1×16 线性排列换能单元构成,通过波束形成与动态聚焦技术实现颈动脉血压波形连续监测,提高了超声信号获取质量和血压测量精度^[60]。

佩戴方式的优化包括设备固定方式及皮肤接触压力,过松易导致信号不稳定,过紧则会影响舒适度和血液循环。柔性、可拉伸传感器材料和自适应固定机制有助于解决这一问题,确保传感器在不同活动状态下与皮肤保持良好接触。柔性可穿戴传感器多采用聚二甲基硅氧烷(polydimethylsiloxane, PDMS)、水凝胶等柔性基底,结合多壁碳纳米管(multi-walled carbon nanotube, MWCNT)、石墨烯纳米片(graphene nano flakes, GNFs)、Ti₃C₂T_xMXene/细菌纤维素(bacterial cellulose, BC)等导电材料^[61-63],如图 4 所示。

信号同步采集是实现多模态数据有效融合的基础,可以通过硬件同步和软件同步两种方式实现。硬件同步通过共享高精度主时钟控制各传感器采样触发和数据读取时序^[31];软件同步则利用时间戳同步^[64]和特征点匹配

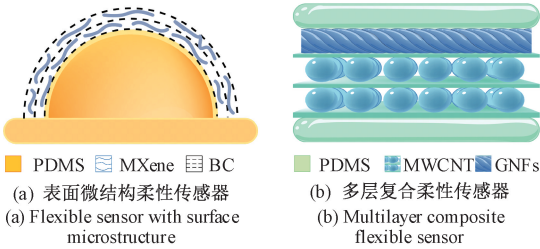


图 4 柔性传感器结构示意图

Fig. 4 Schematic diagram of flexible sensor structure

对不同传感器数据进行后对齐。时间戳同步指在采集过程中为不同传感器数据附加统一时间参考,并在后处理阶段依据时间戳建立共同时间轴;特征点匹配则利用不同信号中具有对应关系的特征事件估计时间偏移量,如 ECG 中 R 序列和 PCG 中 S1 序列,通过分析多个连续心动周期内两组特征序列对应关系估计系统时间偏移量,进行时间补偿,实现两路信号后同步。

低功耗与便携性设计直接影响设备续航能力与用户体验。可通过传感器选型(如采用低功耗 LED)^[65]、电路设计(如电源优化设计、周期性测量机制)^[66]及无线通信^[67]进行全链路优化。此外,基于摩擦纳米发电机自供电传感器^[68]为可穿戴设备长期连续运行提供了新的解决方案。

3 多模态生理信号融合方法

3.1 数据层融合方法

数据层融合在特征提取前对原始数据进行融合,能最大限度保留不同模态信号原始生理信息、细节特征及时序关联信息,为血压变化规律建模提供更加丰富的输入表示,如图 5 所示。

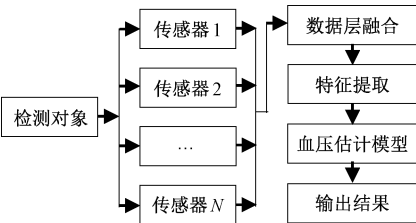


图 5 数据层融合方法流程框图

Fig. 5 Flowchart of data-level fusion method

该方法由于直接融合原始数据,对信号时间同步和空间配准精度要求较高,通常需要进行预处理以减少干扰影响^[69]。其次,不同模态信号的量纲和动态范围存在差异,直接融合易导致特征失衡,同时增加后续特征提取和模型训练计算压力。因此,数据层融合适用于信号质

量高、同步性好的场景,或作为特征层融合预处理步骤。

3.2 特征层融合方法

在无创血压测量领域,特征层融合通常涉及 ECG、PPG、IMU 等多模态生理信号,通过提取时域特征、频域特征、形态特征以及时频域特征,构建能够表征血压变化的联合特征表示,再送入回归模型进行血压估计,如图 6 所示。

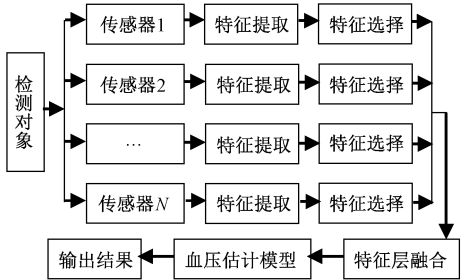


图 6 特征提取与融合流程框图

Fig. 6 Flowchart of feature-level fusion method

其中,时域特征主要反映波形形态与时间关系,如主波上升时间、脉搏波周期^[70]等;频域特征主要反映信号频率成分及能量分布;形态特征主要反映波形结构特征信息,包括脉搏波宽度、斜率、面积以及重搏切迹等参数^[71];时频域特征则利用小波变换(wavelet transform, WT)、短时傅里叶变换(short-time Fourier transform, STFT)、希尔伯特-黄变换(Hilbert-Huang transform, HHT)等时频分析方法对非平稳生理信号进行多尺度分解,提取反映信号局部时频变化规律的动态特征^[72]。

为减少冗余信息并提高融合效率,通常采用过滤式(Filter)、包裹式(Wrapper)和嵌入式(Embedded)^[73]等方法进行特征选择。过滤式方法主要依据特征与目标变量之间统计相关性进行筛选;包裹式方法结合具体学习器性能对特征子集进行搜索与优化^[74];嵌入式方法通过模型训练过程自动完成特征筛选。随后通过特征拼接或特征变换实现特征层融合。

特征层融合能够充分挖掘不同模态间互补信息与潜在关联,有效降低数据维度,减少冗余信息,提高模型训练效率。对于模态少、特征物理意义明确的场景,可结合随机森林、支持向量机等传统机器学习模型实现高效预测;而对于多模态、特征关系复杂且数据量充足场景,基于深度学习的特征融合方法则更能充分挖掘模态间互补信息与非线性关联,提升模型性能。

3.3 决策层融合方法

在无创连续血压测量中,决策层融合通常先构建单模态独立预测模型,再依据融合规则得到最终血压估计结果,如图 7 所示。

构建单模态模型可采用线性回归(linear regression,

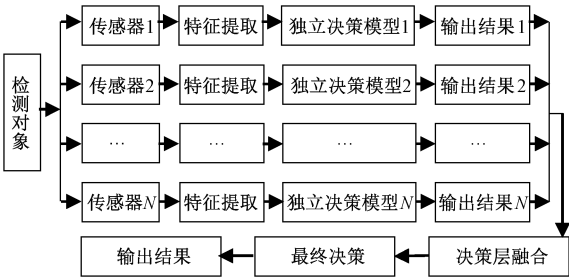


图 7 决策层融合方法流程框图

Fig. 7 Flowchart of decision-level fusion method

LR)、支持向量回归(support vector regression, SVR)与随机森林(random forest, RF)等传统机器学习模型,也可采用卷积神经网络(convolutional neural network, CNN)、循环神经网络(recurrent neural network, RNN)等深度学习模型。常用融合方法包括简单平均、加权平均、贝叶斯融合等。其中,简单平均法直接对多个模型输出求均值;加权平均法根据模型性能或信号质量动态分配权重,使性能较优或信号质量较高的模态在融合中占据更大贡献;贝叶斯融合通过构建各模型输出概率分布,利用贝叶斯推断得到后验估计结果,使可靠性较高模型自动获得更大权重。

这种模块化策略具备优异的容错性和灵活性,即使部分模态失效,系统仍能依赖其他模态完成预测。但由于仅融合模型输出,难以充分利用模态间深层关联,同时需要训练多个独立模型,训练与部署成本较高。

3.4 基于深度学习端到端融合方法

在无创连续血压测量中,端到端融合方法直接以多

模态生理信号作为输入,通过 CNN、RNN、Attention/Transformer 等深度学习模型自动学习不同模态间特征关联并输出血压估计结果,如图 8 所示。其中,CNN 擅长局部波形特征提取,RNN 适用于建模时序依赖,Attention/Transformer 能够在融合过程中自动关注重要模态信息^[75]。

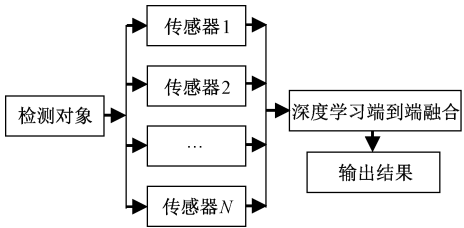


图 8 基于深度学习的端到端融合方法流程框图

Fig. 8 Flowchart of deep learning-based end-to-end fusion method

端到端融合方法无需人工特征设计,能够充分挖掘不同模态间深层关联,在复杂场景下具有较好预测性能。但该方法依赖大量高质量标注数据,训练过程计算开销较高,且特征学习过程缺乏明确生理意义解释,限制了模型在临床场景中可信度与可解释性。

3.5 不同融合策略应用结果

上述数据层融合、特征层融合、决策层融合以及基于深度学习端到端融合方法分别从不同层次实现了多模态生理信号信息整合。为总结近年来多模态融合技术在无创连续血压测量领域发展现状,表 3 汇总不同融合层级代表性研究所采用的信号类型、融合方式及测量结果。

表 3 不同融合方法在无创连续血压测量中的代表性研究

Table 3 Representative studies on different fusion strategies for cuffless continuous blood pressure monitoring

作者	融合层级	信号类型	技术路径	取得结果	对比未融合相对提升
Wang 等 ^[76]	数据层融合	ECG+PPG	ECG 与 PPG 原始信号融合矩阵	$R_{\text{SBP}} = 0.988$; $R_{\text{DBP}} = 0.991$; $\text{RMSE}_{\text{SBP}} = 3.21 \text{ mmHg}$; $\text{RMSE}_{\text{DBP}} = 3.00 \text{ mmHg}$	未明确讨论
Cui 等 ^[3]	数据层融合	四波长 PPG	多波长 PPG 联合输入	$R_{\text{SBP}}^2 = 0.95$; $R_{\text{DBP}}^2 = 0.96$; $\text{MAE}_{\text{SBP}} = 1.67 \text{ mmHg}$; $\text{MAE}_{\text{DBP}} = 1.15 \text{ mmHg}$; $\text{RMSE}_{\text{SBP}} = 5.28 \text{ mmHg}$; $\text{RMSE}_{\text{DBP}} = 2.53 \text{ mmHg}$	相较于单波长输入: R_{SBP}^2 增加 6%; R_{DBP}^2 增加 6%; MAE_{SBP} 降低 53.2%; MAE_{DBP} 降低 32.4%; RMSE_{SBP} 降低 31.6%; RMSE_{DBP} 降低 38.0%
李明月等 ^[71]	特征层融合	ECG+PPG	特征提取+特征拼接+ANN 回归模型	$\text{MAE}_{\text{SBP}} = 3.26 \text{ mmHg}$; $\text{MAE}_{\text{DBP}} = 2.96 \text{ mmHg}$; $\text{STD}_{\text{SBP}} = 3.65 \text{ mmHg}$; $\text{STD}_{\text{DBP}} = 3.19 \text{ mmHg}$	未明确讨论
金星亮等 ^[77]	特征层融合	ECG+PPG+ICG	特征提取+特征筛选+随机森林回归	$\text{MAE}_{\text{SBP}} = 2.56 \text{ mmHg}$; $\text{MAE}_{\text{DBP}} = 1.91 \text{ mmHg}$	相较于 PTT 单特征模型: MAE_{SBP} 降低 84.3%; MAE_{DBP} 降低 83.0%; 相较于全部特征未筛选模型: MAE_{SBP} 降低 6.57%; MAE_{DBP} 降低 8.17%

续表 3

作者	融合层级	信号类型	技术路径	取得结果	对比未融合相对提升
淳新益等 ^[78]	特征层融合	rPPG	脉搏波特征提取+特征筛选+GA-BP 神经网络	MAE _{SBP} = 4.18 mmHg; MAE _{DBP} = 3.60 mmHg	未明确讨论
Sun 等 ^[79]	特征层融合	ECG+PPG	特征提取+相关性特征选择+多元线性回归融合	R _{SBP} = 0.89; ME _{SBP} = 0.08 mmHg; STD _{SBP} = 7.97 mmHg; RMSE _{SBP} = 7.97 mmHg	相较于 PAT-only、PPG-only 方法: RMSE _{SBP} 降低 21.7%;R _{SBP} 提升了约 8.5%; RMSE _{SBP} 降低 19.7%;R _{SBP} 提升 5.9%
Ma 等 ^[80]	特征层融合	ECG+PPG	特征提取+特征选择+随机森林估计模型	MAE _{SBP} = 7.93 mmHg; MAE _{DBP} = 7.63 mmHg; STD _{SBP} = 9.12 mmHg; STD _{DBP} = 8.61 mmHg	相较于特征选择前: MAE _{SBP} 降低 13.0%;MAE _{DBP} 降低 8.2%; STD _{SBP} 降低 7.22%;STD _{DBP} 降低 6.72%
Meng 等 ^[81]	特征层融合	PPG	特征提取+特征降维+特征融合	MAE _{SBP} = 5.59 mmHg; MAE _{DBP} = 3.36 mmHg; ME _{SBP} = -1.13 mmHg; ME _{DBP} = 0.14 mmHg; STD _{SBP} = 7.25 mmHg; STD _{DBP} = 4.48 mmHg	相较于形态、频谱特征模型: MAE _{SBP} 降低 25.8%;MAE _{DBP} 降低 42.5%; MAE _{SBP} 降低 19.0%;MAE _{DBP} 降低 35.8%
Landry 等 ^[82]	决策层融合	ECG+PPG	构建三种血压估计模型 NARX、ANN _{sys} 、PAT _{Log} +协方差交集融合	MAE _{SBP} = 5.74 mmHg; STD _{SBP} = 6.40 mmHg	相较于 NARX、ANN _{sys} 、PAT _{Log} 模型: MAE _{SBP} 降低 11.7%;STD _{SBP} 降低 15.8%; MAE _{SBP} 降低 7.4%;STD _{SBP} 降低 11.1%; MAE _{SBP} 降低 16.9%;STD _{SBP} 降低 23.8%
胡军锋 ^[83]	深度学习端到端融合	ECG+PPG	小波包模态分解+CNN 端到端融合	MAE _{SBP} = 4.69 mmHg; MAE _{DBP} = 2.53 mmHg	未明确提及
Long 等 ^[84]	深度学习端到端融合	ECG+PPG	双分支 CNN+跨模态多层级融合 (Cross-Modal Fusion)+FPN 多尺度融合+多任务学习	MAE _{SBP} = 3.98 mmHg; MAE _{DBP} = 2.33 mmHg; R _{SBP} = 0.956; R _{DBP} = 0.934	相较于双通道直接输入模型: MAE _{SBP} 降低 14.4%;MAE _{DBP} 降低 13.4%

其中包含平均绝对误差 (mean absolute error, MAE), 均方根误差 (root mean square error, RMSE), 对较大误差更为敏感, 相关系数 (correlation coefficient, R), 决定系数 (coefficient of determination, R²), 平均误差 (mean error, ME), 标准差 (standard deviation, STD)。

需要指出的是, 由于不同研究在数据集、受试者规模、参考血压获取方式以及模型验证策略方面存在差异, 表 3 中结果仅用于展示各类融合方法代表性研究进展, 不宜直接用于不同融合策略间性能比较。

4 临床验证与标准

4.1 AAMI/ESH/ISO 精度要求

为保证无创血压测量设备临床可用性, 国际上已建立较为完善的验证体系。早期主要依据美国医疗器械促进协会 (association for the advancement of medical instrumentation, AAMI)、欧洲高血压学会 (european society of hypertension, ESH) 国际标准化组织 (international organization for standardization, ISO) 分别制定的验证规范开展性能评价。

为统一血压测量设备临床验证方法, AAMI、ESH 及

ISO 共同推动提出了血压设备统一验证标准 AAMI/ESH/ISO Universal Standard^[85], 并最终形成 ISO 81060 系列国际标准。该标准要求验证研究纳入不少于 85 名受试者, 并覆盖不同血压水平人群; 设备精度方面, 测量值与参考标准之间平均误差 (mean error, ME) 不超过±5 mmHg, 标准差 (standard deviation, SD) 不超过 8 mmHg, 同时结合个体层面误差评价进行综合验证。此外, 误差落入±5、±10 及±15 mmHg 范围内的比例也需进行统计和报告, 以全面反映设备测量性能。

随着无创连续血压监测技术发展, ISO 于 2022 年发布 ISO 81060-3:2022^[86], 针对连续自动测量型无创血压设备建立了专门临床研究框架, 明确连续血压监测设备定义与分类, 将其分为趋势型和绝对精度型设备, 并要求采用有创动脉血压作为参考标准开展临床研究。趋势型设备不需要开展准确度验证, 精度型设备准确度验证需验证 3 项核心性能, 如表 4 所示。

4.2 临床数据集

高质量数据集是无创连续血压测量模型训练、性能评估及泛化能力验证的重要基础。近年来, 国内外研究机构陆续发布了多个面向无创连续血压测量研究的开源数据集, 这些数据集通常包含 ECG、PPG、ABP、呼吸信号

表 4 精度型设备核心性能验证要求

Table 4 Core performance validation requirements for accuracy-type devices

核心性能	验证方法	合格判据
准确度验证	基于全部测量数据计算 ME 和 SD	① $ME \leq \pm 6 \text{ mm Hg}$; ② $SD \leq 10 \text{ mmHg}$; ③ 独立测量数量 $N_{ind} \geq 278$
稳定性验证	基于校准期内特定周期数据计算 ME 和 SD	① $ME \leq \pm 6 \text{ mm Hg}$; ② $SD \leq 10 \text{ mmHg}$; ③ 独立测量数量 $N_{ind} \geq 278$
血压变化跟踪验证	基于血压变化事件计算绝对误差百分位数	① 绝对误差 50 百分位数 $\leq 25\%$; ② 绝对误差 85 百分位数 $\leq 50\%$

及其他生理参数,并覆盖不同受试者群体和生理状态,为血压估计模型构建与验证提供了重要数据支撑。然而,不同数据集在受试者数量、信号类型、及标注方式等方面存在差异,表 5 总结了目前无创连续血压测量研究中常用公开数据集及其主要特征。

从数据来源来看,目前主流公开数据集仍以 MIMIC、Vital DB 等临床监护数据库为主,其优势在于

样本规模大、血压标签可靠。然而,这类数据大多源于 ICU 患者或手术患者,其生理状态与日常生活场景存在较大差异,导致模型泛化能力受到一定限制。值得注意的是,这些数据集多以 ECG、PPG 和 ABP 信号为主,同时包含其他生理信号的数据集较少,这在一定程度上限制了多模态信号融合在无创血压估计中的应用。

表 5 常用于无创连续血压测量研究的公开数据集

Table 5 Public datasets commonly used for cuffless continuous blood pressure measurement research

数据集	主要信号	样本规模	描述
MIMIC-II	ECG、PPG、ABP、RESP 等	>32 000 名患者	重症监护数据丰富,包含连续波形记录
MIMIC-III	ECG、PPG、ABP、RESP 等	>46 000 名患者	MIMIC-II 的更新版本,新增 7 870 名新生儿信息
MIMIC-BP	ECG、PPG、ABP	1 524 名受试者	基于基于 MIMIC-构建-构建,减少原始数据库信号缺失和数据不平衡问题
UCI-BP	ECG、PPG、ABP	12 000 样本窗口	数据来源 MIMIC-II,提供数据已进行预处理
Vital DB	ECG、PPG、ABP 等	6 388 名外科手术患者	包含高质量术中连续生理信号
Pulse DB	ECG、PPG、ABP	5 361 名受试者	基于 MIMIC-III 的波形特征与 Vital DB 匹配的 人口统计信息进行数据清洗、分段以及特征点标注

4.3 合规路径

无创连续血压测量技术临床应用不仅依赖于算法精度提升,还需要满足医疗器械监管要求。通常情况下,相关产品需经过公开数据集验证、临床研究验证、标准符合性评价及医疗器械注册审批等环节,方可进入临床应用阶段。目前,国际上主要依据 ISO 81060 系列标准开展血压测量设备临床验证,并根据不同国家和地区监管要求完成美国食品药品监督管理局 (food and drug administration, FDA)、欧洲合格认证 (conformité européenne, CE)或国家药品监督管理局 (national medical products administration, NMPA)等认证程序。然而,对于基于 ECG、PPG 及人工智能算法构建的无袖带连续血压监测设备,其临床评价方法和监管要求仍处于不断完善阶段,如何建立统一、可靠验证体系已成为推动相关技术临床转化的重要挑战。

4.4 可穿戴血压监测设备发展现状

随着可穿戴医疗设备与健康监测技术发展,部分智能手表已逐渐集成无创血压监测功能。目前市场上可穿戴血压监测设备主要分两类:一类是基于袖带振荡法直接测量设备,通过微型气囊压力传感器直接测量动脉压力变化;另一类是基于 PPG 脉搏波分析无袖带血压估计设备,利用光学传感器和心电传感器获取多维生理信息,并结合脉搏波分析 (pulse wave analysis, PWA)完成血压估计。由于商业化产品通常不公开完整算法实现细节,表 6 总结了目前代表性商业化可穿戴血压监测设备所采用的生理信号、传感器配置、测量方法及医疗器械监管认证情况。

从传感器配置和功能设计可以看出,目前商业化产品已开始将 PPG、ECG 及运动信息等多源生理信息引入血压监测系统,多模态生理信号融合已成为可穿戴血压监测设备重要发展方向。

表 6 代表性商业化可穿戴血压监测设备

Table 6 Representative commercial wearable blood pressure monitoring devices

产品名称	生理信号	传感器	测量方法	医疗器械认证
OMRON HT25	动脉压力振荡信号	微型气囊袖带、压力传感器	示波测定法	NMPA
HUAWEI WATCH D2	PPG、ECG、压力信号、运动信息	PPG 传感器、ECG 传感器、 压力传感器、IMU	微型袖带振荡法	CE-MDR、NMPA
Samsung Galaxy Watch8/Ultra	PPG、ECG、SP、运动信息	PPG 传感器、ECG 传感器、 体温传感器、IMU	基于 PPG 信号和袖带校准的 无袖带血压估计	CE
Hilo Band	PPG	PPG 传感器	OBPM 算法估算血压	FDA、CE-MDR

5 结 论

我国已将“推进智能可穿戴设备、智能健康电子产品发展”纳入《“健康中国 2030”规划纲要》《“十四五”国民健康规划》核心任务范畴,强化心血管疾病早筛早诊、慢病精准管理体系发展与建设。

在此背景下,本文系统综述了多模态生理信号融合在无创连续血压测量领域的研究进展。从血压调控生理机制出发,分析了 ECG、PPG、PCG、IPG、ICG、皮肤温度及运动信息等多种生理信号与血压变化之间关联机制,总结了多模态生理信号采集技术以及融合方法发展现状。现有研究表明,相较于单一模态信号,多模态生理信号融合能够充分利用不同生理信息之间互补特性,在血压估计精度、模型鲁棒性以及复杂场景适应能力等方面表现出明显优势。其中,以 ECG-PPG 为代表的时序特征融合方法是当前研究热点,而融合运动信息、温度信息及阻抗信号等新型生理参数的多模态血压估计方法正在不断发展。

与此同时,多模态无创连续血压测量技术距离大规模临床应用仍面临诸多挑战。一方面,不同生理信号之间存在采样频率差异、时序失配及运动伪影干扰等问题,高质量同步采集与动态场景下信号质量控制仍是影响系统性能重要因素;另一方面,当前公开数据集规模有限,受试者群体覆盖不足,导致模型泛化能力和跨人群适应能力仍有待提升。此外,深度学习模型虽然能够有效挖掘多模态信号间复杂关联,但可解释性不足、个体化校准依赖性较强以及边缘端部署资源消耗较高等问题仍未得到有效解决。

随着柔性传感器、人工智能算法以及智能穿戴设备技术快速发展,多模态无创连续血压测量正逐步由实验室研究向临床应用和产业化落地阶段迈进。近年来,HUAWEI WATCH D2、Samsung Galaxy Watch、Hilo Band 等商业化产品已开始探索融合 PPG、ECG、运动信息及压力信号的血压监测方案,表明多模态生理信号融合已成为可穿戴血压监测设备重要发展趋势。

结合我国当前临床应用需求与产业发展现状,并参

考国际前沿技术发展方向,未来多模态无创连续血压测量领域研究可重点围绕以下几个方面展开:1) 建立覆盖多年龄段及多疾病人群的多模态生理信号无创血压监测数据库与慢病管理大数据平台,为模型训练与临床验证提供高质量数据支撑;2) 开展面向连续血压监测的新型柔性传感器、生物阻抗传感、可穿戴超声及多源异构传感集成技术研究,提升多模态生理信息获取能力;3) 研究复杂动态场景下多模态生理信号同步采集与自适应预处理技术,提高运动状态下系统稳定性;4) 深入探索具有可解释性、强泛化能力和个体自适应能力的血压估计模型,推动生理机理模型与数据驱动模型融合发展;

可以相信,在国家“健康中国 2030”战略和智能医疗产业政策持续推动下,多模态无创连续血压测量领域研究与产业发展将持续向好,相关技术将深度融入我国高血压全周期精准防控体系,为心血管疾病早筛早诊、风险预警、居家健康管理提供坚实技术支撑,切实提升我国心血管慢病防控同质化、普惠化水平,为健康中国战略落地实施注入持续创新动力。

参考文献

[1] Henry B, Merz M, Hoang H, et al. Cuffless blood pressure in clinical practice: Challenges, opportunities and current limits [J]. Blood Pressure, 2024, 33(1): 2304190.

[2] Tian S, Wang L Q, Zhu R. A flexible multimodal pulse sensor for wearable continuous blood pressure monitoring [J]. Materials Horizons, 2024, 11(10): 2428-2437.

[3] Cui M, Dong X H, Zhuang Y, et al. ACNN-BiLSTM: A deep learning approach for continuous noninvasive blood pressure measurement using multi-wavelength PPG fusion [J]. Bioengineering, 2024, 11(4): 306.

[4] Qin C J, Wang X H, Xu G J, et al. Advances in cuffless continuous blood pressure monitoring technology based on ppg signals [J]. BioMed Research International, 2022, 2022(1): 8094351.

[5] 刘乐乐. 心电信号去噪及特征波检测算法研究[D]. 重庆: 重庆邮电大学, 2018: 3.

Liu Lele. Research on denoising and feature wave

- detection [D]. Chongqing: Chongqing University of Posts and Telecommunications, 2018: 3.
- [6] 雷凌皓. PPG 无创血糖检测的信号降噪与轻量化方法研究[D]. 长沙: 中南大学, 2025: 3.
- Lei Linghao. Research on signal denoising & lightweighting approach for non-invasive blood glucose detection with PPG [D]. Changsha: Central South University, 2025: 3.
- [7] Xiang T, Jin Y W, Liu Z J, et al. Dynamic beat-to-beat measurements of blood pressure using multimodal physiological signals and a hybrid CNN-LSTM model[J]. IEEE. Journal of Biomedical and Health Informatics, 2025, 29(8): 5438-5451.
- [8] 杨雯. 基于多模融合的血压实时检测方法研究[D]. 沈阳: 沈阳工业大学, 2025: 7.
- Yang Wen. Research on real time blood pressure detection method based on multi-modal fusion [D]. Shenyang: Shenyang University of Technology, 2025: 7.
- [9] 赵静. 基于信号质量分类的可穿戴式无创连续血压监测技术的研究[D]. 杭州: 浙江大学, 2020: 56.
- Zhao Jing. Research on wearable noninvasive continuous blood pressure monitoring technology based on signal quality classification [D]. Hangzhou: Zhejiang University, 2020: 56.
- [10] Ignác A, Földi S, Sótonyi P, et al. NB-SQI: A novel non-binary signal quality index for continuous blood pressure waveforms [J]. Biomedical Signal Processing and Control, 2021, 70: 103035.
- [11] 姜祁翎, 许晓萍, 魏增江, 等. 穿戴式 PPG 连续血压测量设备准确性研究现状与展望[J]. 中国医疗设备, 2026, (3): 124-128.
- Jiang Qiling, Xu Xiaoping, Wei Zengjiang, et al. Current status and prospects of research on the accuracy of wearable PPG-based continuous blood pressure monitoring devices [J]. China Medical Devices, 2026, (3): 124-128.
- [12] 孟子妍. 基于光电容积脉搏波的无袖带血压测量方法研究[D]. 合肥: 合肥工业大学, 2023: 12.
- Meng Ziyang. Research on cuffless blood pressure estimation method based on photoplethysmography signal [D]. Hefei: Hefei University of Technology, 2023: 12.
- [13] 王天波. 基于光电容积脉搏波的血氧饱和度和血压测量系统[D]. 北京: 中国科学技术大学, 2024: 18.
- Wang Tianbo. Blood oxygen saturation and blood pressure measurement system based on photoplethysmography [D]. Beijing: University of Science and Technology of China, 2024: 18.
- [14] Barvik D, Cerny M, Penhaker M, et al. Noninvasive continuous blood pressure estimation from pulse transit time: A review of the calibration models [J]. IEEE Reviews in Biomedical Engineering, 2021, 15: 138-151.
- [15] Peter L, Noury N, Cerny M, et al. Comparison of methods for the evaluation of NIBP from pulse transit time [C]// 2016 38th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC). Orlando: IEEE, 2016: 4244-4247.
- [16] Sharma M, Barbosa K, Ho V, et al. Cuff-less and continuous blood pressure monitoring: A methodological review [J]. Technologies, 2017, 5(2): 21-21.
- [17] El-hajj C, Kyriacou P A. A review of machine learning techniques in photoplethysmography for the non-invasive cuff-less measurement of blood pressure [J]. Biomedical Signal Processing and Control, 2020, 58: 101870.
- [18] 梁浩. 无创连续血压测量仪及脉搏波信号处理方法研究[D]. 重庆: 重庆大学, 2023: 8.
- Liang Hao. Research on non-invasive continuous blood pressure measurement instrument and pulse wave signal processing method [D]. Chongqing: Chongqing University, 2023: 8.
- [19] 石华川. 基于光电容积脉搏波特征的无创血压测量方法研究[D]. 广州: 华南理工大学, 2023: 10.
- Shi Huachuan. Research on non-invasive measurement of blood pressure based on the characteristics of Photoplethysmography [D]. Guangzhou: South China University of Technology, 2023: 10.
- [20] Tejedor J, García A C, Márquez G D, et al. Multiple physiological signals fusion techniques for improving heartbeat detection: A review [J]. Sensors, 2019, 19(21): 4708.
- [21] 冯娜. 基于多模态心电信号的心律失常和冠脉狭窄评估研究[D]. 西安: 中国人民解放军空军军医大学, 2025: 9.
- Feng Na. Research on the evaluation of arrhythmia and coronary artery stenosis based on multi-modal electrocardiographic signals [D]. Xi'an: Air Force Medical University, 2025: 9.
- [22] 吕晨阳. 基于指端光电容积脉搏波的血压检测算法研究[D]. 西安: 西安电子科技大学, 2020: 12.
- Lyu Chenyang. Research on blood pressure detection algorithm based on pulse wave of fingertip PPG signal [D]. Xi'an: Xidian University, 2020: 12.
- [23] 戴世诚. 基于心音信号的血压评估系统的设计与实现[D]. 南京: 南京邮电大学, 2020: 8-9.
- Dai Shicheng. Design and implementation of blood pressure

- evaluation system based on heart sound signal [D]. Nanjing: Nanjing University of Posts and Telecommunications, 2020:8-9.
- [24] Omari T, Bereksi-Reguig F. A new approach for blood pressure estimation based on phonocardiogram [J]. Biomedical Engineering Letters, 2019, 9(3):395-406.
- [25] 成谢锋, 戴世诚, 赵鹏军. 基于心音信号的一种血压评估方法[J]. 物理学报, 2020, 69(14):277-286. Cheng Xiefeng, Dai Shicheng, Zhao Pengjun. Blood pressure estimation based on heart sound signals [J]. Acta Physica Sinica, 2020, 69(14):277-286.
- [26] 位俊梅. 基于胸腔生物阻抗抗心功能信号联合分析方法研究[D]. 沈阳:沈阳工业大学, 2025:16-17. Wei Junmei. Research on combined analysis method of cardiopulmonary function signal based on thoracic biological impedance [D]. Shenyang: Shenyang University of Technology, 2025: 16-17.
- [27] 黄潇羽. 基于电阻抗传感的可穿戴脉搏血压监测系统研究[D]. 南京:东南大学, 2024: 15. Huang Xiaoyu. Research on wearable pulse wave and blood pressure monitoring system based on electrical impedance sensing [D]. Nanjing: Southeast University, 2024: 15.
- [28] Liu Shinghong, Cheng Dachuan, Su Chunhung. A cuffless blood pressure measurement based on the impedance plethysmography technique [J]. Sensors, 2017, 17(5):1176.
- [29] 王丹妮. 基于深度学习的生物阻抗信号心功能评估方法研究[D]. 沈阳:沈阳工业大学, 2020: 10-11. Wang Danni. Evaluation method of bioimpedance cardiac function based on deep learning [D]. Shenyang: Shenyang University of Technology, 2020:10-11.
- [30] Sherwood A, Allen M T, Fahrenberg J, et al. Methodological guidelines for impedance cardiography[J]. Psychophysiology, 1990, 27(1): 1-23.
- [31] Skoric J, D' mello Y, Plant D V. Generative reconstruction of multimodal cardiac waveforms from a single vibrational cardiography sensor[J]. IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics, 2025, 29(9): 6576-6587.
- [32] Zhang N W, Zhang Y, Chen J T, et al. Multi-signal acquisition system for continuous blood pressure monitoring[J]. Sensors, 2025, 25(18): 5910.
- [33] Xiang T, Zhang Y, Zhang Y T. A novel multimodal physiological model for the noninvasive and continuous measurements of arterial blood pressure[C]//2024 46th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC). Orlando: IEEE, 2024:1-6.
- [34] Ku C J, Wang Y, Chang C C, et al. Noninvasive blood oxygen, heartbeat rate, and blood pressure parameter monitoring by photoplethysmography signals [J]. Heliyon, 2022, 8(11): e11698.
- [35] Chu Y, Tang K, Hsu Y C, et al. Non-invasive arterial blood pressure measurement and SpO2 estimation using PPG signal: A deep learning framework [J]. BMC Medical Informatics and Decision Making, 2023, 23(1): 131.
- [36] 刘磊, 潘艺凤, 汪健, 等. 一种可穿戴的多生理参数及运动姿态监测系统设计[J]. 生物医学工程研究, 2025, 44(1): 53-57. Liu Lei, Pan Yifeng, Wang Jian, et al. A design of wearable multi-physiological parameter and movement posture detection system [J]. Journal of Biomedical Engineering Research, 2025, 44(1):53-57.
- [37] 周开懿. 基于 BCG 信号的动态血压无感测量研究[D]. 重庆:重庆大学, 2024:10-39. Zhou Kaiyi. Research on noncontact measurement of ambulatory blood pressure based on ballistocardiogram Signal [D]. Chongqing: Chongqing University, 2024: 10-39.
- [38] 孔子文. 无创逐脉搏血压检测研究[D]. 重庆:重庆理工大学, 2025: 11. Kong Ziwen. Research on non-invasive beat-to-beat blood pressure monitoring [D]. Chongqing: Chongqing University of Technology, 2025: 11.
- [39] 许赢龙. 基于 IPPG 的血压测量技术研究[D]. 桂林:桂林电子科技大学, 2025:11-13. Xu Yinglong. Research on blood pressure measurement technology based on IPPG [D]. Guilin: Guilin University of Electronic Technology, 2025: 11-13.
- [40] 黄正勇. 基于穿戴式生理信号的无创动态血压检测的研究[D]. 济南:山东建筑大学, 2025: 9. Huang Zhengyong. Research on non-invasive ambulatory blood pressure detection based on wearable physiological signals [D]. Jinan: Shandong Jianzhu University, 2025: 9.
- [41] Lo Grasso A, Zontone P, Rinaldo R, et al. Advanced necklace for real-time PPG monitoring in drivers [J]. Sensors, 2024, 24(18):5908.
- [42] 赖源海, 孙斌, 陈运. 散度值分析的 PPG 信号伪差滤除算法[J]. 国外电子测量技术, 2024, 42(1):67-73. Lai Yuanhai, Sun Bin, Chen Yun. Motion artifacts filtering method for PPG signal based on divergence

- analysis [J]. Foreign Electronic Measurement Technology, 2024, 42(1): 67-73.
- [43] Saif S, Saha R, Biswas S. On development of MySignals based prototype for application in health vitals monitoring[J]. Wireless Personal Communications, 2022, 122(2): 1599-1616.
- [44] 刘璨. 可穿戴式多参数生命体征监测系统的研究[D]. 天津: 天津工业大学, 2024: 29.
Liu Can. Research on a wearable multi-parameter vital signs monitoring system [D]. Tianjin: Tiangong University, 2024: 29.
- [45] 张紫烨. 基于心电和加速度信号的老人健康监测技术研究[D]. 郑州: 河南工业大学, 2020: 59.
Zhang Ziyue. Research on monitoring technology of elderly health based on ECG and acceleration signal [D]. Zhengzhou: Henan University of Technology, 2020: 59.
- [46] 董梁, 徐清振, 毛明志. 心音处理软件功能设计与算法实现[J]. 软件导刊, 2025, 24(10): 141-148.
Dong Liang, Xu Qingzhen, Mao Mingzhi. The function design and algorithm implementation for heart sound processing software [J]. Software Guide, 2025, 24(10): 141-148.
- [47] Wang T, Gong M H, Yu X Y, et al. Acoustic-pressure sensor array system for cardiac-sound acquisition [J]. Biomedical Signal Processing and Control, 2021, 69: 102836.
- [48] Lapsa D, Janeljukstis R, Metshein M, et al. PPG and bioimpedance-based wearable applications in heart rate monitoring—A comprehensive review [J]. Applied Sciences, 2024, 14(17): 7451.
- [49] 蔡婧仪, 莫男, 何卓英, 等. 基于皮肤温度的人体热感觉预测方法综述[J]. 建筑科学, 2024, 40(6): 72-87.
Cai Jingyi, Mo Nan, He Zhuoying, et al. A review of human thermal sensation prediction methods based on skin temperature [J]. Building Science, 2024, 40(6): 72-87.
- [50] 齐昊. 基于惯性测量单元传感器的徒手扫描超声图像的三维重建研究[D]. 上海: 华东师范大学, 2024: 8-10.
Qi Hao. Research on three-dimensional reconstruction of ultrasound images based on inertial measurement unit sensor for freehand scanning [D]. Shanghai: East China Normal University, 2024: 8-10.
- [51] 姚健. 智能热响应 PPG 信号采集系统研发及腕部加压状态下血管和组织力学特性分析[D]. 大连: 大连理工大学, 2025: 16.
Yao Jian. Development of thermal response photoplethysmographic smart device and analysis of vascular and tissue mechanical properties under wrist-cuff pressurization [D]. Dalian: Dalian University of Technology, 2025: 16.
- [52] Dahiya E S, Kalra A M, Lowe A, et al. Wearable technology for monitoring electrocardiograms (ECGs) in adults: A scoping review [J]. Sensors, 2024, 24(4): 1318.
- [53] Auepanwiriyaikul C, Waibel S, Songa J, et al. Accuracy and acceptability of wearable motion tracking for inpatient monitoring using smartwatches [J]. Sensors, 2020, 20(24): 7313.
- [54] Wang C F, Wang T Y, Kuo P H, et al. Upper-arm photoplethysmographic sensor with one-time calibration for long-term blood pressure monitoring [J]. Biosensors, 2023, 13(3): 321.
- [55] Branan K L, Kurian R, McMurray J P, et al. Robust prediction of cardiorespiratory signals from a multimodal physiological system on the upper arm [J]. Biosensors, 2025, 15(8): 493.
- [56] Zang J B, An Q, Li B, et al. A novel wearable device integrating ECG and PCG for cardiac health monitoring [J]. Microsystems & Nanoengineering, 2025, 11(1): 7.
- [57] Zhong Y, Pan Y, Zhang L, et al. A wearable signal acquisition system for physiological signs including throat PPG [C]//2016 38th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC). Orlando: IEEE, 2016: 603-606.
- [58] Giordano N, Rosati S, Balestra G, et al. A wearable multi-sensor array enables the recording of heart sounds in homecare [J]. Sensors, 2023, 23(13): 6241.
- [59] Ibrahim B, Talukder A, Jafari R. Multi-source multi-frequency bio-impedance measurement method for localized pulse wave monitoring [C]//2020 42nd Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine & Biology Society (EMBC). Montreal: IEEE, 2020: 3945-3948.
- [60] 刘畅, 孙贺, 任佳豪, 等. 用于动脉血压监测的柔性超声换能器阵列 [J]. 仪器仪表学报, 2023, 44(12): 225-234.
Liu Chang, Sun He, Ren Jiahao, et al. Flexible ultrasonic transducer array for arterial blood pressure monitoring [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2023, 44(12): 225-234.
- [61] Zheng J J, Zhou J L, Zhao Y X, et al. A low-cost hydrogel electrode for multifunctional sensing: Strain, temperature, and electrophysiology [J]. Biosensors, 2025, 15(3): 177.
- [62] Wang M Z, Hou L L, Xiao Y Y, et al. Highly sensitive flexible sensors for human activity monitoring and

- personal healthcare [J]. *Langmuir*, 2023, 39 (45): 15911-15919.
- [63] Yang J, Liu L Y, Zhang D, et al. Dual-Stage surficial microstructure to enhance the sensitivity of MXene pressure sensors for human physiological signal acquisition[J]. *ACS Applied Materials & Interfaces*, 2023, 16(1): 1096-1106.
- [64] 丁凌娜, 张宾宾, 王健阳, 等. 基于深度盲源分离的毫米波雷达驾驶员心跳感知方法研究[J]. *雷达学报*, 2026, 15: 1-16.
- Ding Lingna, Zhang Binbin, Wang Jianyang, et al. Driver heartbeat sensing using millimeter-wave radar based on deep blind source separation [J]. *Journal of Radars*, 2026, 15: 1-16.
- [65] Jhuma F A, Harada K, Misran M A B, et al. A hybrid photoplethysmography (PPG) sensor system design for heart rate monitoring[J]. *Sensors*, 2024, 24(23): 7634.
- [66] Weeks W A, Dua A, Hutchison J, et al. A low-power, low-cost ingestible and wearable sensing platform to measure medication adherence and physiological signals[C]//2018 40th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC). Honolulu: IEEE, 2018: 5549-5553.
- [67] Pinheiro G P M, Miranda R K, Praciano B J G, et al. Multi-sensor wearable health device framework for real-time monitoring of elderly patients using a mobile application and high-resolution parameter estimation[J]. *Frontiers in Human Neuroscience*, 2022, 15: 750591.
- [68] Ouyang H, Tian J J, Sun G L, et al. Self-powered pulse sensor for antidiastole of cardiovascular disease [J]. *Advanced Materials*, 2017, 29(40): 1703456.
- [69] 李佳义. 多模态生理信号的特征提取与融合[D]. 长春: 吉林大学, 2025: 5.
- Li Jiayi. Feature extraction and fusion of multimodal physiological signals [D]. Changchun: Jilin University, 2025: 5.
- [70] 陈晓, 杨瑶. 融合注意力机制的 BiLSTM 网络实现无创血压测量[J]. *电子测量技术*, 2022, 45(23): 59-65.
- Chen Xiao, Yang Yao. Noninvasive blood pressure measurement based on BiLSTM network with attention mechanism [J]. *Electronic Measurement Technology*, 2022, 45(23): 59-65.
- [71] 李明月, 袁智颖, 李若薇, 等. 基于多特征参数的无创连续血压测量系统的研制[J]. *中国医疗器械杂志*, 2024, 48(6): 670-677.
- Li Mingyue, Yuan Zhiying, Li Ruowei, et al. Development of non-invasive continuous blood pressure measurement system based on multiple feature parameters [J]. *Chinese Journal of Medical Instrumentation*, 2024, 48 (6): 670-677.
- [72] 王国静, 王卫东, 刘洪运. 连续生理信号耦合分析的研究进展[J]. *中国医疗器械杂志*, 2025, 49(4): 396-405.
- Wang Guojing, Wang Weidong, Liu Hongyun, et al. Research progress on coupling analysis of continuous physiological signals [J]. *Chinese Journal of Medical Instrumentation*, 2025, 49(4): 396-405.
- [73] Theng D, Bhoyar K K. Feature selection techniques for machine learning: A survey of more than two decades of research[J]. *Knowledge and Information Systems*, 2024, 66(3): 1575-1637.
- [74] 孙永莹. 基于机器学习的药物疗效和血压预测研究[D]. 福州: 福州大学, 2023: 12.
- Sun Yongying. Research on drug efficacy and blood pressure prediction based on machine learning [D]. Fuzhou: Fuzhou University, 2023: 12.
- [75] 杨帆. 多模态医学数据融合技术及应用[J]. *山东大学学报(医学版)*, 2025, 63(8): 17-40.
- Yang Fan. Multimodal medical data fusion technology and its application [J]. *Journal of Shandong University (Health Sciences)*, 2025, 63(8): 17-40.
- [76] Wang H Q, Han M T, Zhong C W, et al. Non-invasive continuous blood pressure prediction based on ECG and PPG fusion map[J]. *Medical Engineering & Physics*, 2023, 119: 104037.
- [77] 金星亮, 万程, 谢晨杰, 等. 基于多参数特征融合的无袖带连续血压测量方法[J]. *集成技术*, 2023, 12(2): 29-38.
- Jin Xingliang, Wan Cheng, Xie Chenjie, et al. Cuffless continuous blood pressure measurement method based on multi-parameter feature fusion [J]. *Journal of Integration Technology*, 2023, 12(2): 29-38.
- [78] 淳新益, 郑秀娟, 张畅, 等. 遗传算法优化 BP 神经网络的非接触式血压估计方法[J]. *电子测量与仪器学报*, 2021, 35(7): 53-59.
- Chun Xinyi, Zheng Xiujuan, Zhang Chang, et al. Non-contact blood pressure estimation method based on genetic algorithm optimized bp neural network [J]. *Journal of Electronic Measurement and Instrumentation*, 2021, 35(7): 53-59.
- [79] Sun S X, Bresch E, Muehlsteff J, et al. Systolic blood pressure estimation using ECG and PPG in patients undergoing surgery[J]. *Biomedical Signal Processing and Control*, 2023, 79: 104040.
- [80] Ma G, Zhang J, Liu J, et al. A multi-parameter fusion method for cuffless continuous blood pressure estimation

based on electrocardiogram and photoplethysmogram [J]. *Micromachines*, 2023, 14(4): 804.

- [81] Meng R, Li K Y. A multi-type features fusion neural network for blood pressure prediction based on photoplethysmography [J]. *Biomedical Signal Processing and Control*, 2021, 68: 102772.
- [82] Landry C, Peterson S D, Arami A. A fusion approach to improve accuracy and estimate uncertainty in cuffless blood pressure monitoring [J]. *Scientific Reports*, 2022, 12(1): 7948.
- [83] 胡军锋. 基于深度学习的 ECG/PPG 血压测量方法研究 [D]. 北京: 北京工业大学, 2021: 45.
Hu Junfeng. Research on ECG/PPG blood pressure measurement method based on deep learning [D]. Beijing: Beijing University of Technology, 2021: 45.
- [84] Long W C, Wang X J. BPNet: A multi-modal fusion neural network for blood pressure estimation using ECG and PPG [J]. *Biomedical Signal Processing and Control*, 2023, 86: 105287.
- [85] 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.
- [86] ISO 81060-3: 2022 Non-invasive sphygmomanometers Part 3: Clinical investigation of continuous automated measurement type [S].

作者简介



孔繁星 (通信作者), 1999 年于东北师范大学获得学士学位, 2010 年于长春理工大学获得硕士学位, 2018 年于哈尔滨工业大学获得博士学位, 现为吉林化工大学副教授, 主要研究方向包括智能制造技术和超精密加工及检测技术。

E-mail: fanxingks@163.com

Kong Fanxing (Corresponding author) received his B. Sc. degree from Northeast Normal University in 1999, M. Sc. degree from Changchun University of Science and Technology in 2010, and Ph. D. degree from Harbin Institute of Technology in 2018, respectively. Now he is an associate professor at Jilin University of Chemical Technology. His main research interests include intelligent manufacturing technology, as well as ultra-precision machining and inspection technology.



韩萌, 2023 年于山东建筑大学获得学士学位, 现为吉林化工大学硕士研究生, 主要研究方向为智能健康感知与无干扰生理测量技术。

E-mail: 2976083738@qq.com

Han Meng received her B. Sc. degree from Shandong Jianzhu University in 2023. Now she is a M. Sc. candidate at Jilin University of Chemical Technology. Her main research interests include intelligent health sensing and unobtrusive physiological measurement.



孙丽英, 2000 年于东北师范大学获得学士学位, 2006 年于沈阳理工大学获得硕士学位, 现为东北电力大学讲师, 主要研究方向包括智能测试技术和机电一体化技术。

E-mail: 497307955@qq.com

Sun Liying received her B. Sc. degree from Northeast Normal University in 2000, and M. Sc. degree from Shenyang Ligong University in 2006. Now she is a lecturer at Northeast Electric power University. Her main research interests include intelligent testing technology and mechatronics technology.



赵扬浩, 2024 年于黄河交通学院获得学士学位, 现为吉林化工大学硕士研究生, 主要研究方向为智能测试技术。

E-mail: 2326135586@qq.com

Zhao Yanghao received his B. Sc. degree from Huanghe Jiaotong University in 2024. Now he is a M. Sc. candidate at Jilin University of Chemical Technology. His main research interest includes intelligent testing technology.



李亚楠, 2024 年于运城学院获得学士学位, 现为吉林化工大学硕士研究生, 主要研究方向为智能测试技术。

E-mail: 1506131762@qq.com

Li Yanan received her B. Sc. degree from Yuncheng University in 2024. Now she is a M. Sc. candidate at Jilin University of Chemical Technology. Her main research interest includes intelligent testing technology.



熊瑾, 2025 年于三江学院获得学士学位, 现为吉林化工大学硕士研究生, 主要研究方向为智能测试技术。

E-mail: 2224679617@qq.com

Xiong Jin received her B. Sc. degree from Sanjiang University in 2025. Now she is a M. Sc. candidate at Jilin University of Chemical Technology. Her main research interest includes intelligent testing technology.