

DOI: 10.13382/j.jemi.B2408037

基于 PPG 技术的无创生理参数检测平台构建方法研究*

谢鹏飞¹ 程锦绣¹ 饶凌瑄¹ 季忠^{1,2}

(1. 重庆大学生物工程学院 重庆 400044; 2. 重庆大学生物流变科学与技术教育部重点实验室 重庆 400044)

摘要:针对各类基于光电容积脉搏波 (photoplethysmography, PPG) 信号的人体无创生理参数检测技术, 构建一个由穿戴式设备硬件平台及数据处理分析与模型部署软件平台组成的人体生理参数无创检测分析与管理系统。基于 PPG 检测的基本原理, 结合无创生理参数检测模型所需信息, 搭建了一套穿戴式采集设备, 用于采集用户手部不同位置的多波长多通道 PPG 信号, 并同步采集体温及运动数据, 在此基础上构建了基于该穿戴式设备的数据处理分析应用程序, 作为无创生理参数检测模型的部署平台, 实现对前端数据的处理及分析功能, 用户结合软件提供的数据管理及健康评估等功能实现自身健康管理需求。所实现的穿戴式设备能够稳定且有效地采集高质量的 PPG 信号, 为人体无创生理参数检测模型提供了可靠的数据基础。以血糖无创检测模型为例, 样本总体预测结果均方根误差为 0.888 mmol/L, 克拉克误差网格 A 区域占比为 84.086%, 测试结果展现出了良好的准确性和跟随性, 模型嵌入软件平台可离线使用, 便于用户日常血糖水平的检测和管理。用户通过该平台可以轻松采集并记录 PPG 信号数据, 结合多样化的生理参数无创检测模型, 获得丰富的人体健康评估关键参数; 此外, 系统还提供参数管理的接口, 帮助用户评估和管理自己的健康水平。

关键词: 穿戴式设备; PPG; 生理参数; 健康评估; 无创检测模型

中图分类号: TN21; R318.6 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 310.61

Research on the construction method of non-invasive physiological parameter detection platform based on PPG technology

Xie Pengfei¹ Cheng Jinxiu¹ Rao Lingxuan¹ Ji Zhong^{1,2}

(1. School of Biomedical Engineering, Chongqing University, Chongqing 400044, China; 2. Key Laboratory of Biorheological Science and Technology, Chongqing University, Chongqing 400044, China)

Abstract: For various types of non-invasive physiological parameter detection technologies based on photoplethysmography (PPG) signals, a non-invasive detection and management system for human physiological parameters is constructed, which consists of a hardware platform for wearable device and a software platform for data processing, analysis and model deployment. In this paper, based on the basic principle of PPG detection, combined with the information required for the non-invasive physiological parameter detection models, a set of wearable acquisition device is built for collecting multi-wavelength and multi-channel PPG signals from different positions of the user's hand, and synchronously collecting body temperature and motion data, on the basis of which a data processing and analysis application is constructed based on the wearable device as the deployment platform for the non-invasive physiological parameter detection models, which realizes the processing and analysis of front-end data, and the users can realize their own health management needs by combining the data management and health assessment functions provided by the software. The realized wearable device can stably and effectively collect high-quality PPG signals, which provides a reliable data basis for the non-invasive physiological parameter detection models. Taking the non-invasive glucose detection model as an example, the root mean square error of the overall prediction result of the sample is 0.888 mmol/L, and the percentage of Clark's error grid area A is 84.086%, the test results show good accuracy and followability, and the model is embedded in a software platform that can be used offline, which makes it easy for users to

收稿日期: 2024-12-12 Received Date: 2024-12-12

* 基金项目: 重庆市研究生科研创新项目 (CYB23073, CYS240070)、重庆市自然科学基金 (cstc2020jcyj-msxmX0571) 项目资助

detect and manage their daily glucose levels. Users can easily collect and record PPG signal data through the platform, combined with diverse physiological parameters non-invasive detection models, to obtain a wealth of key parameters for human health assessment; in addition, the system also provides interfaces for parameter management to help users assess and manage their own health levels.

Keywords: wearable device; PPG; physiological parameter; health assessment; non-invasive detection model

0 引言

随着电子技术的发展和工业制造水平的提高,便携式和可穿戴式健康监测设备进入人们的视野,在一定程度上影响和改变着人们的生活方式。与传统电子设备相比,穿戴式设备的便携性和交互性更好,可以实现实时采集、监测、处理数据,并且与配套软件相结合可以将数据转化为更有价值的信息,帮助用户做出更加科学的健康决策。

心脏周期性地收缩与舒张形成有节律的间歇性射血,引起主动脉内血液压力与血管管壁的脉动变化,并逐步波及整个动脉管系,产生的血管脉动变化即为脉搏波。脉搏波形态、强度、速率、节律等特征既受心脏自身功能的影响,又与血管壁弹性、血管阻力、血液黏度等因素相关,其中蕴含着心脏搏动功能、血管状况、血流动力学等相关的心血管系统生理病理信息。与压力脉搏波相比,容积脉搏波主要表征外周血管中微动脉、毛细血管和微静脉等微血管容积的脉动性变化,包含更多血管及血流量等重要信息^[1]。光电容积脉搏波 (photoplethysmography, PPG) 描记法是一种简单、低成本、无创的光学技术,利用光的吸收与散射特性来检测皮肤下微血管组织中的血流量变化,在医疗监测和穿戴式设备领域得到了广泛应用。

目前,PPG 技术已经在心率和血氧饱和度监测等领域取得了成熟的应用成果,并且在心律不齐检测、压力水平评估、心血管疾病预测、慢病管理和血流动力学监测等诸多领域展现出了巨大的应用潜力,有望得到进一步的推广与拓展^[2-3]。陈剑虹等^[4]通过指端 PPG 信号检测动脉硬化程度,测量肱动脉脉搏波传导速度,其检测结果与医院实测结果平均相对误差为 4.21%,是一种简单有效的血管壁弹性检测方法;Li 等^[5]提出一种基于 PPG 信号的血压波形估计模型,输入 PPG 信号,输出血压波形并提取收缩压与舒张压,结果表明二者的平均绝对误差及均方根误差均符合美国医学仪器促进协会的标准;Castro-Pimentel 等^[6]基于三波长 LED 光源的多通道 PPG 信号构建血糖无创检测模型,估计血糖水平的标准差为 7.01 mg/dL,平均绝对相对误差为 6.99%,可靠性高;Sedad 等^[7]开发的基于可穿戴 PPG 信号采集装置的连续监测系统,集成了多种机器学习技术,用于心血管疾病患者监护,其在 PPG-BP 数据集上准确率达 99.5%;牛磊等^[8]开发的心血管功能评估系统基于 Android 系统,实

时采集并分析 PPG 信号,将指脉单波转换为桡动脉单波,通过分析桡动脉单波的生理病理信息获取心血管功能健康信息。

然而,尽管已有研究取得了一定的成果,但现有方法仍存在一些不足之处。部分研究主要集中在单一参数的监测,缺乏对多参数综合监测的深入探索,难以全面反映人体健康状态;一些方法在实际应用中受到环境因素、个体差异等因素的影响,监测精度和稳定性有待进一步提高;部分研究在数据处理和分析方面较为复杂,对计算资源要求较高,不利于在穿戴式设备等资源受限的环境中实时应用。针对这些不足,本文将对基于穿戴式设备的人体无创生理参数检测系统构建方法进行研究,所建系统的穿戴式设备采集手部不同位置的多光源多通道 PPG 信号、体温及运动数据,移动软件结合服务器实现对信号的处理与分析,为多模态人体健康状态的无创监测模型的部署和实现提供软件平台,实现人体健康数据的应用与管理,构建起功能丰富的一体化人体健康管理网络。

1 PPG 理论基础

Hertzman 等^[9]在 20 世纪 30 年代首次提出 PPG 的概念,随着研究人员进一步探索发现,PPG 不仅反映血管中血液容积的变化,还与人的各种生理状态息息相关,如呼吸、心率、血氧饱和度、血管状态、体温调节等^[10]。

1.1 PPG 检测技术

PPG 检测需要光源和光电二极管 (photodiode, PD) 的同时作用,当特定波长的光照射到人体待测部位时,光束在人体组织中发生反射、散射、吸收等光学现象后,经过反射或者透射作用的光信号由 PD 接收,光信号强度被转换成电信号,该电信号即为原始 PPG 信号^[11]。

正常状态下,人体心脏周期性搏动引起血管血容量呈现周期性变化,当心脏收缩时,血管血容量增加,血液对光的吸收增大,PD 检测到的光信号强度减弱;当心脏舒张时,血管血容量减少,血液对光的吸收降低,PD 检测到的光信号强度增强。因此,PD 检测到的光信号强度变化过程可以体现心脏的搏动周期、强度等信息,从而反映出血管弹性、血液黏度等其他血流动力学问题,通过血液不同成分吸光度的特异性差异,还能够深入分析血液中不同成分的浓度变化。

PPG 检测光源波长的选择需考虑待测血液成分对其有较高吸收率的特点,以确保准确捕捉微血管中血容量

的动态变化。鉴于波长较短的可见光易被黑色素大幅吸收,而紫外光和远红外光则会被水分子所吸收,因此,红光与近红外光因其独特的吸收特性,常被用作 PPG 检测的理想光源^[12-13]。此外,绿光 PPG 信号在心动周期内展现出的显著幅值变化、更强的抗运动干扰能力,使其在穿戴式健康监测设备中的应用也越发流行^[14]。

PPG 检测部位应满足血管脉络丰富、血液容积变化特征明显、组织特性受个体差异影响小、检测方便等原则,通常选择耳垂、腕部、前臂、指尖等皮肤表面作为检测部位。在反射式 PPG 检测场景中,光源与 PD 间的距离对于检测结果的影响较为显著。一般情况下,反射端获取的漫反射光信号按照香蕉型路径传播,光源与 PD 的距离是光探测深度的 2 倍^[15],合理的光源与 PD 距离分布有助于获取恰当深度的组织信息并提高检测灵敏度。人体指尖由表皮层、真皮层及皮下组织构成,较大的动静脉通常位于皮下组织中,深度大约为 3 mm;人体上肢的皮下浅静脉则相对表皮层较近,距离表皮层的深度通常在 1~3 mm 之间。

1.2 PPG 特征参数

PPG 作为反映血管中血液容积变化的检测技术,能够运用朗伯-比尔定律来描述血液中物质对于特定波长光照射情况下的吸收情况及其浓度关系,是使用光学原理来检测物质浓度(如血液中血红蛋白、葡萄糖的浓度)的基础。此外,PPG 信号作为一种规律性的脉动信号,具

$$\begin{aligned} A_{\lambda_1} &= [\varepsilon_1(\lambda_1) \cdot c_1 + \varepsilon_2(\lambda_1) \cdot c_2 + \cdots + \varepsilon_n(\lambda_1) \cdot c_n] \cdot l + e_{\lambda_1} \\ A_{\lambda_2} &= [\varepsilon_1(\lambda_2) \cdot c_1 + \varepsilon_2(\lambda_2) \cdot c_2 + \cdots + \varepsilon_n(\lambda_2) \cdot c_n] \cdot l + e_{\lambda_2} \\ &\vdots \\ A_{\lambda_m} &= [\varepsilon_1(\lambda_m) \cdot c_1 + \varepsilon_2(\lambda_m) \cdot c_2 + \cdots + \varepsilon_n(\lambda_m) \cdot c_n] \cdot l + e_{\lambda_m} \end{aligned}$$

式中: A_{λ_m} 为被测物质在波长为 λ_m 下的混合吸光度; $\varepsilon_n(\lambda_m)$ 为第 n 种吸光物质在波长为 λ_m 下的摩尔消光系数; c_n 为被测物质中第 n 种吸光物质的相对浓度; e_{λ_m} 为在波长为 λ_m 下的吸光度测量误差。根据式(3),可以利用多波长光源对含有多种吸光成分的被测物质进行分析。

2) 波形特征

如图 1 所示,点 A 为波谷点,点 B 为主波峰点,点 C 为重搏波波峰点,点 D 为上升支斜率最大点,点 E 为下降支斜率最小点,点 F 为降中峡。其中,上升支体现了心脏的收缩,主动脉瓣打开形成点 A ,后向动脉中快速射血,主动脉压力升高导致血管壁快速扩张,当心脏收缩达到最大压力点时形成点 B ;下降支被点 F 分为两段:前半段心室射血速度减慢,动脉弹性回缩、压力下降,心室开始舒张;后半段心室进入舒张末期,心房开始收缩,将残余的血液射入心室,进而造成心室压力的升高,体现为点 C ^[17]。根据上述特征点,可得到一系列 PPG 信号波形特

备明显的特征点,通过特征点可计算得到与心血管健康状况相关联的特征参数;还可通过数学方法获取与不同生理状态相关的能量特征及功率谱特征。

1) 吸光度特征

物质吸光度与物质浓度和光程间的线性关系被称为朗伯-比尔定律^[16], A_λ 表示物质在波长为 λ 下的吸光度, A_λ 与该物质的浓度关系如式(1)所示。

$$A_\lambda = \log \frac{I_0(\lambda)}{I(\lambda)} = \varepsilon(\lambda) \cdot c \cdot l \quad (1)$$

式中: $I_0(\lambda)$ 为入射光强; $I(\lambda)$ 为出射光强; $\varepsilon(\lambda)$ 为该物质在该波长下的摩尔消光系数,是一个常数; c 为该物质的浓度; l 为光在该物质中通过的光程。

人体组织中并非仅含有一种吸光物质,当被测物质由多种吸光物质组成时,朗伯-比尔定律依然适用,总体的吸光度可以转换为各个物质的吸光度之和。

$$A_\lambda = \log \frac{I_0(\lambda)}{I(\lambda)} = \sum_{i=1}^n \varepsilon_i(\lambda) \cdot c_i \cdot l \quad (2)$$

式中: $\varepsilon_i(\lambda)$ 为被测物质中第 i 种吸光物质在该波长下的摩尔消光系数; c_i 为被测物质中第 i 种吸光物质的浓度。

进一步,当利用多个波长对由多种吸光物质组成的被测物质进行检测时,假设被测物质存在 n 种吸光物质,使用 m 个波长的光源对被测物质进行检测,检测光程为 l ,可以建立以下模型:

(3)

征参数,如主波峰高度 h_1 、重搏波波峰高度 h_2 、上升支时间 t_1 及下降支时间 t_2 组合、主波峰-重搏波波峰时间间隔 t_{pp} 、上升支斜率 k_{AB} 、下降支斜率 k_{BA} 、上升支百分比宽度、下降支百分比宽度、上升支面积 S_{AB} 及下降支面积 S_{BA} 组合、脉搏波波形特征 K 、脉率(pulse rate, PR)、脉搏波传导速度(pulse wave velocity, PWV)、硬度指数(stiffness index, SI)、反射指数(reflection index, RI)等,这些参数反映了人体血管弹性、外周血管阻力、血管顺应性等状态,利用这些参数可从多个角度来评估人体的心血管健康状态^[18]。

3) 功率谱特征

信号的功率谱可以通过傅里叶变换得到,PPG 信号功率谱不同的频率成分反映了不同的生理状态。其中与心率变异性相关包括低频(0.04~0.15 Hz)和高频(0.15~0.4 Hz)两部分,低频成分主要由交感神经系统活动所主导,高频成分主要由副交感神经系统活动所主导,相关的 PPG 功率谱特征包括低频峰值频率 f_l 及幅

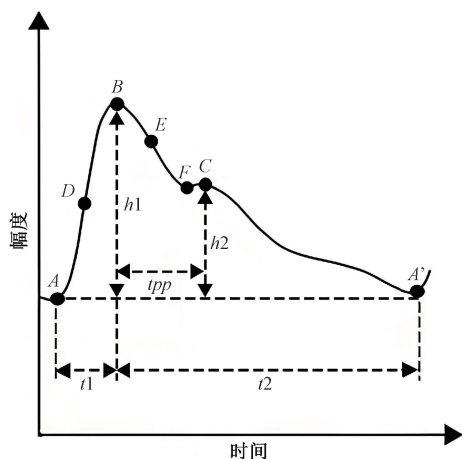


图 1 PPG 波形特征点

Fig. 1 PPG waveform characterization points

度 V_l 、高频峰值频率 f_h 及幅度 V_h 、低频能量占比 R_l 及高频能量占比 R_h 组合、总功率 P_{all} 等。

1.3 基于 PPG 的无创生理参数检测

本研究基于 PPG 信号的无创检测技术开展,涵盖了无袖带连续血压监测、血糖水平无创检测以及血流动力学参数的评估等领域,如图 2 所示。本文的核心目标在于构建可穿戴平台,利用来自有限身体部位的多光源、多波长 PPG 信号,实现对生理参数的非侵入性检测。通过将这些无创检测技术集成至可穿戴设备中,实现对个体健康信息的便捷、快速获取,从而为个人健康管理提供一种高效、实时的检测手段。通过这种集成方法,期望能够为穿戴式健康检测设备的开发和应用提供科学依据,进而推动个性化医疗和预防性健康管理的进一步发展。

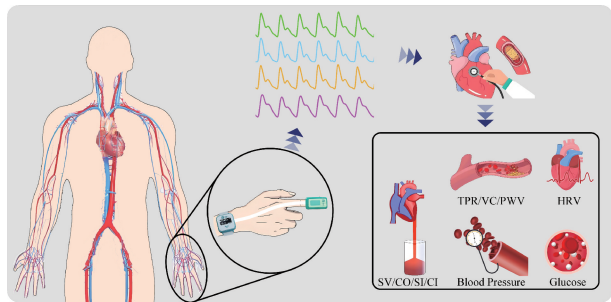


图 2 无创生理参数获取

Fig. 2 Non-invasive physiologic parameter acquisition

1) 无袖带连续血压监测

无袖带连续血压监测是基于单通道 PPG 信号实现的。对预处理后的 PPG 信号及其一阶导数进行特征提取与定位点识别,提取出涵盖波形的周期性、幅度变化、波峰和波谷的关键信息参数^[19-20]。除了 PPG 信号及其一阶导数波形特征外,结合受试者的个体特征年龄、性

别、身高和体重因素,纳入模型训练过程,以提高结果的准确性和个体化程度。利用上述体征参数及个体特征,构建分类模型,采用自适应机制从模型簇中选择最合适的血压预测模型进行血压预测,充分考虑了不同监测条件下的血压预测应用,并结合个体差异初选血压预测模型,从而提高预测的准确性和可靠性。

2) 血糖无创检测

血糖无创检测是基于指尖处多光源、多通道 PPG 信号实现的^[21-22]。采用 PPG 信号直流成分与交流成分相结合的方式构建血糖无创检测模型。直流成分是检测部位的皮肤、肌肉、骨骼、脂肪、血液非脉动成分等相对恒定部分对光束稳定吸收的结果,交流成分是血液脉动成分对光束吸收的结果。通过不同波长的光源分别照射手指,获得各个波长下近端漫反射、远端漫反射和透射通路吸收后的光强,计算不同通路间的吸光度差值来反映组织毛细血管中葡萄糖的吸光度信息。以单个光源为例,不同光通路之间的吸光度差值计算方式如下:

$$\Delta A_{near-far} = A_{far} - A_{near} = \log \frac{I_0}{I_{far}} - \log \frac{I_0}{I_{near}} = \log \frac{I_{near}}{I_{far}} \quad (4)$$

$$\Delta A_{near-trans} = A_{trans} - A_{near} = \log \frac{I_0}{I_{trans}} - \log \frac{I_0}{I_{near}} = \log \frac{I_{near}}{I_{trans}} \quad (5)$$

式中: $\Delta A_{near-far}$ 为漫反射近端和远端的吸光度差值; $\Delta A_{near-trans}$ 为漫反射近端和透射端的吸光度差值。

一维卷积神经网络 (convolutional neural networks, CNN) 可以有效地从时间序列中学习数据间的相互依存关系,从较短的数据片段中获得有用的特征。采用一维卷积层来提取与血糖值相关的 PPG 特征,无需手动提取特征参数。并将 CNN 与吸光度差值结合,构建基于多层感知机-卷积神经网络 (multilayer perceptron-convolutional neural networks, MLP-CNN) 的血糖无创检测模型。

3) 血流动力学状态评估

血流动力学状态评估是基于多部位、多通道 PPG 信号实现的。该技术在心血管健康评估中发挥着关键作用,可以用于心功能相关参数、血管外周阻力参数、心率变异性 (heart rate variability, HRV) 相关参数的检测。包括心搏出量 (stroke volume, SV)、心输出量 (cardiac output, CO)、心搏指数 (stroke index, SI)、心脏指数 (cardiac index, CI)、外周血管阻力 (total peripheral resistance, TPR)、血管顺应性 (vascular compliance, VC)、PWV、HRV 时域参数 (MEAN_RR、SDRR、RMSSD、SDSD、pNN50) 等。这些参数能够多方位反映患者的血流动力学状态,对于评估心血管健康和指导临床治疗具有重要意义。

2 系统构建

穿戴式人体无创生理参数检测系统主要面向家庭和社区进行设计,目的在于构建一个完善的生理信号采集平台以及健康数据分析与管理平台,以满足人体健康管理的多样化功能需求。该系统的整体框架如图 3 所示,主要由穿戴式设备、移动软件以及服务器组成。穿戴式设备采集人体手部的多光源多通道 PPG 信号,经蓝牙与移动软件建立连接,接收指令并发送数据,且具备一定的交互功能;移动软件作为整个系统的信息中枢、无创检测模型的部署平台,接收并显示来自穿戴式设备的信号数据,分析处理数据后按需输入各类无创检测模型,实现用户个人信息及健康数据的呈现与管理;服务器数据库存储各类信息数据表,由 HTTP 协议提供网页内容及数据同步接口。

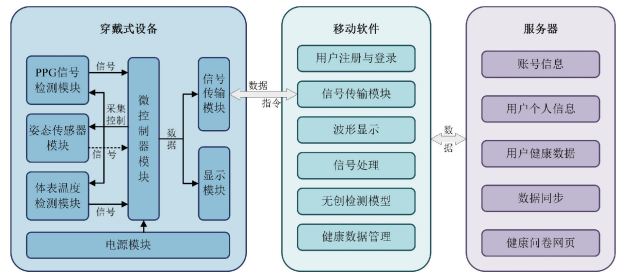


图 3 系统框架
Fig. 3 System framework

2.1 穿戴式设备的功能实现

穿戴式设备由指夹式信号采集装置、手表式信号采集与交互装置组成,包含 PPG 传感器、信号调理模块、微控制器模块、显示模块、蓝牙模块、电源模块、附加功能模块等。

每一个 PPG 信号调理电路均采用相同的电路结构设计,在保证多光源多通道 PPG 信号完整性的前提下,对反射式与透射式信号调理电路设置了不同的电路参数。PD 采集到的光电流信号通过跨阻放大器,依据欧姆定律将电流信号转换为幅值较低的电压信号;由于 PPG 信号的频率范围集中在 0.5 ~ 15 Hz,采用截止频率为 0.5 Hz 的高通滤波器去除信号的直流成分,以避免在后续信号放大电路中直流成分导致放大信号超出运算放大器的电压范围,使用截止频率为 15 Hz 的二阶有源低通滤波器来滤除系统引入的高频干扰;经过电压抬升及放大电路后,信号幅值被最大程度地调整至微控制器模数转换器 (analog-to-digital converter, ADC) 量程范围内,进一步经过 25 Hz 一阶无源低通滤波电路平滑处理后由 ADC 进行采集。

基于上述模块,对穿戴式设备结构进行了合理的设计,以确保设备在使用过程中的稳定性,结构爆炸图如图 4 所示。

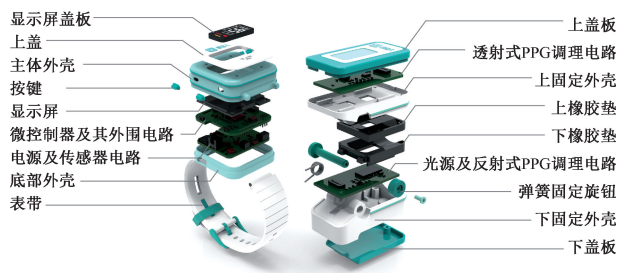


图 4 穿戴式设备结构爆炸图
Fig. 4 Exploded view of the structure of the wearable device

2.2 移动软件的功能实现

对于一套完善的人体无创生理参数检测系统而言,与用户交互的移动软件必不可少。本系统软件功能框如图 5 所示,采用 C/S 架构进行设计,通过合理分配客户端与服务器之间的任务,降低系统的通信开销。移动软件基于 Android Studio 平台进行开发,其核心功能包括与前端设备的通信、与服务器的通信、无创参数检测模型调用、健康状态评估以及健康数据管理,具有易用性、可靠性、安全性及可扩展性等特点。数据库采用 SQLite 与 MySQL 数据库相结合的设计方案,以高效且安全地存储用户在使用软件过程中生成的各类数据,双数据库同步机制的设计既兼顾了数据的完整性,又提高了数据存储的效率和灵活性,达到优化用户使用体验的目的。

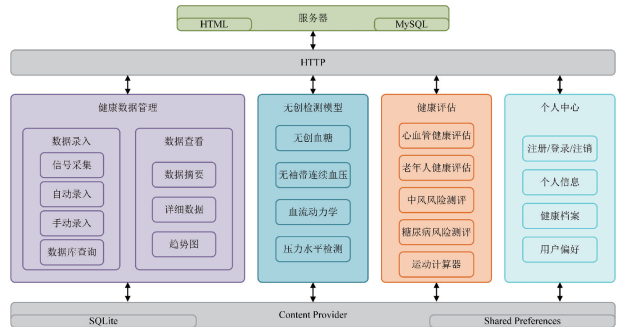


图 5 移动软件功能框
Fig. 5 Mobile software functional block diagram

在本系统中,PPG 信号的处理过程是在移动软件中实现的。系统根据无创检测模型所需的特征信息,对 PPG 信号进行预处理和特征提取。实验采用 Python 语言开发了 PPG 信号特征提取方法和各类无创检测模型,而为了将这些方法和模型部署到 Android 平台并实现本地调用,经过综合考量,选择 Chaquopy 作为跨平台部署工具。Chaquopy 作为 Android 平台的 Python SDK,具备

资源利用效率高、安全性强以及兼容性好等优势,能够满足系统的需求。它支持 Python 代码的本地运行,从而有效避免了代码转化过程中可能出现的精度丢失问题。在实际使用中,用户完成数据采集后,点击数据保存按钮,系统将自动启动多线程调用无创生理参数检测模型,模型运行完毕后,会输出相应的检测结果,软件随后跳转至结果展示界面,清晰地展示这些无创生理参数。这一流程确保了检测的高效性,并提升了用户体验。

在用户主动健康评估方面,系统综合运用了层次分析法和标准化量表的方法。PPG 特征参数以及无创检测模型的输出结果可以根据需要自动输入到健康状态评估方法中。用户只需补充完善剩余的相关信息,便能够实现对心血管健康状况、糖尿病风险、老年人健康状态以及睡眠质量等方面的健康评估。具体而言,用户可以主动选择某项健康评估内容,进入对应的评估界面,软件将自动填充数据库中已有的记录信息,用户补全剩余内容后点击评估,软件通过对应的电子量表或计算公式计算出当前的评估结果,并将相应的健康状态及健康建议在界面中展示给用户。

此外,系统采用了双数据库的设计。这一设计能够在无网络的条件下保障用户数据的存储与访问,同时,系统还设计了数据库同步机制,以确保数据在不同数据库之间的一致性。这种设计提高了用户在使用软件过程中的便捷性。即便在无网络的环境下,系统也能够快速获取本地存储的健康数据,配合健康数据可视化界面,用户可以通过图文展示以及趋势曲线,清晰地了解自身近期以及历史健康数据,从而对自己的日常行为规范做出及时且准确的调整。在联网状态下,软件将自动同步本地数据库与服务器数据库,确保数据的一致性,用户对这一操作没有感知,且服务器中的数据库能够支持用户在更换设备后,通过软件账号继续访问,确保数据的安全性和完整性。

2.3 系统呈现

人体无创生理参数检测系统实现了穿戴式设备、Android 软件及服务器的协同工作。图 6 以血糖无创检测为例,在正确佩戴穿戴式设备后,使系统处于运行状态且将移动软件与穿戴式设备连接。采集开始后设备将自动切换采集光源,PPG 信号实时显示在移动软件中,采集完成后算法提取相应的 PPG 特征,利用部署在移动软件中的血糖无创检测模型获得血糖无创预测值,同步在设备中显示并将数据保存至服务器数据库,以达到后续数据统计与分析的目的。

本文构建的系统包含穿戴式设备硬件平台与数据处理分析软件平台。在系统设计之初,依据相关生理参数无创检测模型所需数据,设计了相应的信号采集传感器。通过在移动软件中部署检测模型,可获取相应生理参数,

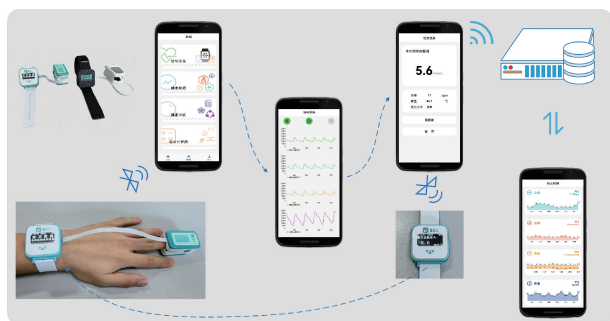


图 6 系统呈现

Fig. 6 System presentation

有效解决了传统穿戴式设备检测参数单一、基础的问题。相较于现有单一检测方法和集成平台,本系统在检测血糖、血压、血流动力学等参数时,采用多模态数据融合技术,结合多光源多通道 PPG 信号、体温及运动数据等,不仅能提高检测精度和可靠性,还可以通过优化算法和模型训练,进一步提升检测性能。此外,穿戴式设备与配套移动软件及数据服务的结合,使用户能够更便捷地获取关键健康参数,从而更有效地管理和监测自身健康状况。

3 系统测试结果

为验证穿戴式设备及其血糖无创检测模型的稳定性与可靠性,将从多个维度对系统进行综合测试评估。这些测试旨在确保所提出的系统在实际应用中能够提供持续、准确且可靠的监测结果,从而为糖尿病患者提供有效的血糖管理支持。

3.1 信号质量评估

PPG 信号若受到运动伪迹等噪声的干扰,将产生较大的波动。稳定的 PPG 信号特征值几乎相等,而受干扰的 PPG 信号特征值会产生明显的跳跃^[23]。从信号特征值的角度出发,进行 PPG 信号质量评估。

标准差、峰度、偏度可以衡量每一个 PPG 节拍的平滑程度,分别体现 PPG 信号的离散程度、陡峭程度和偏斜程度。使用开发设备采集 4 组 PPG 信号,分别记为 S1、S2、S3、S4。其中, S1、S2 为正常采集情况下采集得来, S3、S4 为采集过程中人工加入抖动行为采集得来。计算信号特征值,如表 1 和图 7 所示,正常采集的 S1、S2 信号特征值曲线近似直线, S3、S4 信号特征值曲线的波动性明显较 S1、S2 大,在受到干扰的位置出现了明显的跳变。

本文选取 13 组 PPG 数据的 146 个 PPG 节拍作为高质量 PPG 信号,预处理后计算出该批信号均值 $\bar{x} = -0.00436$;使用此方法对本系统采集得到的 213 组共计 2 711 个节拍进行信号稳定性分析,其中高质量 PPG 节

拍占比达到 94.65%,所开发系统在常规 PPG 信号采集时能够保证较高的信号质量。

表 1 PPG 信号特征值计算结果

PPG 信号	标准差	峰度	偏度
S1	0.999 84±0.057 81	-0.682 72±0.175 85	0.467 07±0.244 81
S2	0.998 71±0.070 97	-0.310 42±0.231 35	0.811 57±0.238 25
S3	0.746 10±0.941 72	0.471 09±0.399 35	1.326 40±0.827 82
S4	0.588 98±0.536 62	-1.055 29±0.862 33	0.125 89±0.875 89

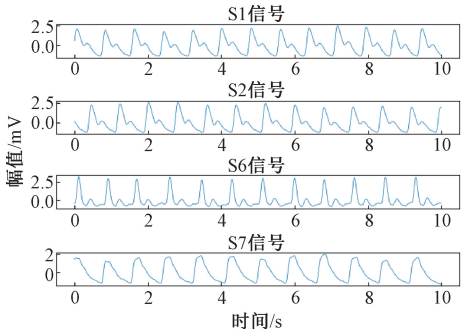


图 8 相似度评估的部分 PPG 信号

Fig. 8 Partial PPG signals for similarity assessment

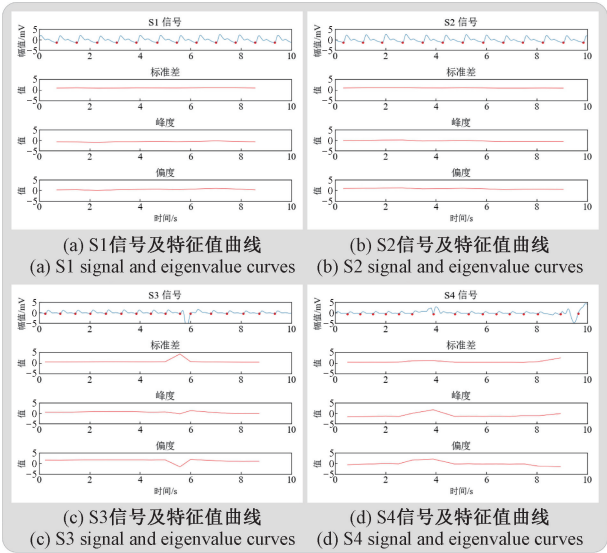


图 7 PPG 信号质量评估结果

Fig. 7 PPG signal quality assessment results

3.2 信号相似度评估

复杂的生理信号可能带有其独特的动力学特征,这些特征可能与其产生的机理相关^[24]。信息相似度 (information-based similarity, IBS) 算法提出了一种符号化序列统计的方法,用于研究信号的变化模式。

使用本文所开发设备采集 7 组 PPG 信号,分别记为 S1~S7。其中,S1-S5 由同一人 20 min 内采集得来,S6、S7 分别由另外两位受试者采集得来,部分信号的时域波形如图 8 所示。

计算各信号的相似度距离与各变化模式距对角线平均距离,绘制各信号相似度结果的热力图使得数据可视化,如图 9 所示,颜色越深,代表两信号间的相似性越高。

从以上分析可知,信号 S1~S5 可认定为相互之间的相似性高,S1~S5 与 S6、S7 之间的相似性低,所开发设备在常规信号采集时能够体现个体化差异,并且能在同一个人连续采集的场景下保证信号的稳定性,为基于 PPG 信号的血糖无创模型的稳定性、准确性奠定了基础。

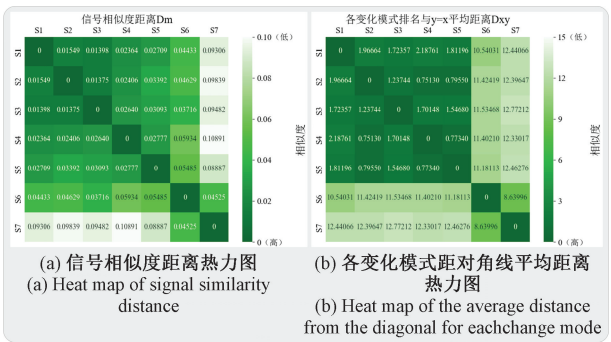


图 9 PPG 信号相似度评估结果

Fig. 9 PPG signal similarity assessment results

3.3 血糖无创检测性能评估

使用开发设备采集共计 421 组 PPG 数据,同步使用快速血糖仪检测结果作为数据标签进行模型训练,血糖范围为 4.2~9 mmol/L。采用十折交叉验证方法对模型进行验证,结果如表 2 所示,模型总体均方根误差为 0.888 mmol/L,具有较好的检测精度;模型检测结果的克拉克误差网格分析结果如图 10 所示,A 区域点的占比为 84.086%,全部样本均落入 A、B 区域,符合临床要求。

表 2 血糖无创检测模型十折交叉验证结果

Table 2 Ten-fold cross-validation results of the non-invasive glucose detection model

折叠	克拉克误差网格分析/%			均方根 误差	平均绝 对偏差	相关 系数
	A	B	C、D、E			
1	83.721	16.279	0	0.936	0.730	0.352
2	81.395	18.605	0	0.834	0.691	-0.035
3	83.721	16.279	0	0.817	0.706	0.520
4	86.047	13.953	0	0.783	0.649	0.316
5	83.721	16.279	0	1.043	0.823	0.273
6	90.698	9.302	0	0.831	0.676	0.481
7	76.744	23.256	0	0.890	0.693	0.409
8	88.372	11.628	0	0.822	0.674	0.508
9	79.070	20.930	0	1.021	0.832	0.177
10	88.235	11.765	0	0.858	0.724	0.355
总体	84.086	15.914	0	0.888	0.719	0.342

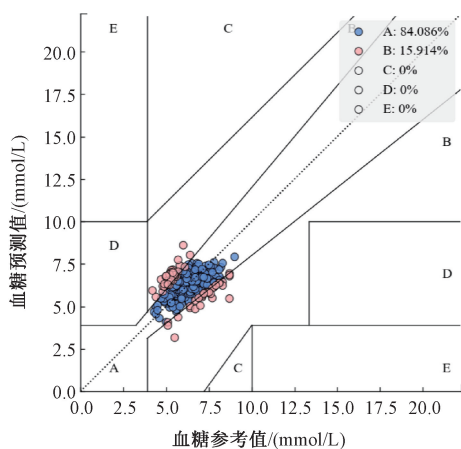


图 10 血糖无创检测模型克拉克误差网格结果

Fig. 10 Clark error grid results of the non-invasive glucose detection model

对血糖模型的稳定性及跟随性进行评估,通过对比模型在 1 d 内三餐前后短时间内测得的血糖水平,以及在 1 d 内长时间跨度内血糖水平的变化,来分别测试模型的稳定性和跟随性。每项测试均基于 30 组数据进行,结果如图 11 所示,图 11 表明,所开发的系统展现出了良好的稳定性及跟随性,这为系统的准确性和可靠性提供了有力依据。

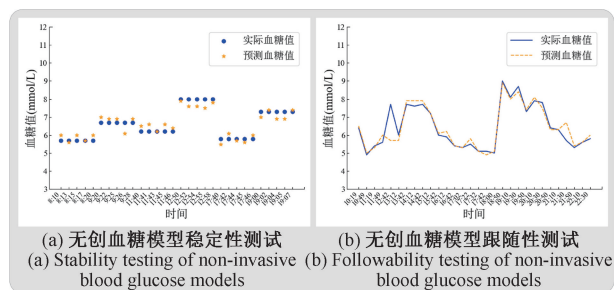


图 11 血糖无创检测模型测试

Fig. 11 Non-invasive glucose detection model test

3.4 系统数据采集的多场景应用

为全面评估系统性能,本文在多种场景下开展了多模态生理信号采集实验,验证了系统各功能模块的稳定性与可靠性。

1) 社区养老中心应用场景

本文在社区养老中心采集了 51 名志愿者(年龄 50~87 岁,涵盖不同健康状况),对其进行了多模态生理信号采集,包括使用本文系统采集数据和用标准设备记录常规生理参数,共收集 156 组数据。数据的有创血糖标签范围为 4.1~30.6 mmol/L,心率范围为 53~107 bpm,体温范围为 35℃~36.7℃,血氧饱和度范围为 90%~99%。数据分布直方图如图 12 所示,部分采集过程记录

如图 13 所示。

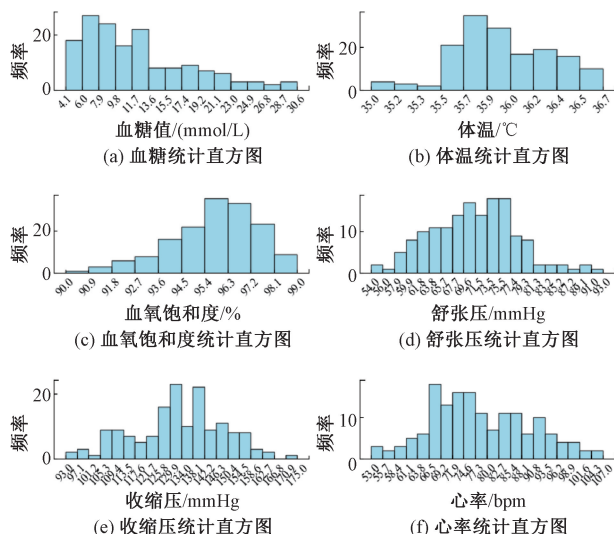


图 12 社区养老中心多模态生理参数分布

Fig. 12 Multimodal physiological parameters distributions in community senior center scenario



图 13 社区养老中心数据采集记录

Fig. 13 Community senior center data collection records

2) 实验室应用场景

本文在实验室采集了 15 名志愿者(年龄 21~45 岁,均为健康群体),进行多模态生理信号采集,共收集 51 组数据。数据的有创血糖标签范围为 4.7~9.0 mmol/L,体温范围为 36.4℃~37.6℃。数据分布直方图如图 14 所示,部分采集过程记录如图 15 所示。

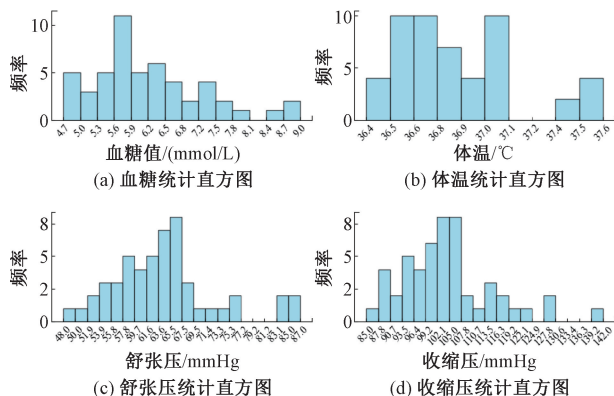


图 14 实验室场景的多模态生理参数分布

Fig. 14 Multimodal physiological parameters distributions in laboratory scenario



图 15 实验室数据采集记录

Fig. 15 Laboratory data collection records

系统内部使用以来,成功采集 1 085 组带生理参数标签的多通道 PPG 信号,扩充了实验室数据集并验证了系统稳定性。移动端软件中血糖无创检测模型预测结果与 Python 环境下预测结果一致,证明了模型跨平台部署方法可靠、准确、稳定,也表明系统信号采集、数据传输、存储、可视化和上传等功能完备。

4 结 论

本文在构建基于穿戴式设备的人体无创生理参数检测系统的过程中,主要涉及的关键方法技术包括多光源多通道 PPG 信号采集、体温及运动数据监测的穿戴式设备硬件电路设计、传感器结构设计及嵌入式软件开发,健康管理系统的 Android 应用软件开发、服务器开发、检测模型部署及数据库设计。所设计系统能够实时采集并显示人体手部不同采集区域的 PPG 信号,所获得的信号在移动软件中存储并进一步分析,从而汇总并呈现相关的多模态人体生理参数和健康状态结果。系统优化了 PPG 信号采集的穿戴式设备形态,在传感器设计时充分考虑检测部位的结构,为基于 PPG 技术获取的各类生理参数搭建了信号处理与分析的平台,最终实现完善的人体无创生理参数检测系统。本文目前的工作在于完成了人体无创生理参数检测硬件设备及软件平台的搭建,并且对于硬件设备及血糖无创检测模型算法模型的稳定性与跟随性进行了测试,所用算法的均方根误差为 0.888 mmol/L,克拉克误差网格 A 区域占比为 84.086%,具有较好的检测精度,整体系统运行良好。需要注意的是,本文所述血糖模型训练和测试样本的血糖分布范围较窄,尚不能充分反映糖尿病人血糖水平状态,本文后期工作将基于本文所研究的基于穿戴式设备的人体健康管理系统平台,对包括血糖、血压、血流动力学参数的各类相关生理参数检测模型及方法进行进一步研究,以提高不同模型的预测精度、稳定性和可靠性,进而部署至系统中,并与软件平台进行整合,丰富系统的功能,提高系统在人体健康监测和评估中的实用性。

参考文献

[1] 陈婉琳. 基于光电容积脉搏波的全身麻醉镇痛水平

监测的研究 [D]. 杭州:浙江大学,2021.

CHEN W L. Monitoring the level of analgesia based on photoplethysmography under general anesthesia [D]. Hangzhou: Zhejiang University, 2021.

[2] 李毅,刘晓龙,杨旸,等. 利用光电容积描记法评估心血管系统功能研究进展 [J]. 医用生物力学, 2024, 39(2): 361-367.

LI Y, LIU X L, YANG Y, et al. Progress in functional assessment of the cardiovascular system using photoplethysmography [J]. Journal of Medical Biomechanics, 2024, 39(2): 361-367.

[3] 徐成喜,李志伟,姚佳峰. 光电容积脉搏技术在可穿戴医疗设备中的应用及其未来发展 [J]. 现代仪器与医疗, 2024, 30(3): 58-63, 76.

XU CH X, LI ZH W, YAO J F. Application and future developments of photoplethysmography technology in wearable medical devices [J]. Modern Instruments & Medical Treatment, 2024, 30(3): 58-63, 76.

[4] 陈剑虹,郭亚亚,郑钰,等. 基于光电容积脉搏波特征参数的血管弹性检测 [J]. 电子测量与仪器学报, 2021, 35(3): 11-17.

CHEN J H, GUO Y Y, ZHENG Y, et al. Blood vessel wall elasticity detection based on characteristic parameters of photoplethysmography [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2021, 35(3): 11-17.

[5] LI Z M, HE W. A continuous blood pressure estimation method using photoplethysmography by GRNN-Based model [J]. Sensors, 2021, 21(21): 7207.

[6] CASTRO-PIMENTEL L A, TALLEZ-ANGUIANO A D C, CORONADO-REYES O I, et al. Three-wavelength PPG and support vector machine for non-invasive estimation of blood glucose [J]. Optical and Quantum Electronics, 2023, 55(8): 708.

[7] SADAD T, BUKHARI S A C, MUNIR A, et al. Detection of cardiovascular disease based on ppg signals using machine learning with cloud computing [J]. Computational Intelligence and Neuroscience, 2022, 2022(1): 1672677.

[8] 牛磊,刘登辉,张松. 基于移动端 Android 操作系统的心血管功能评估系统研制 [J]. 中国医学装备, 2023, 20(6): 7-11.

NIU L, LIU D H, ZHANG S. Development of an assessment system for cardiovascular function based on Android operating system of mobile terminal [J]. China Medical Equipment, 2023, 20(6): 7-11.

[9] HERTZMAN A B. The blood supply of various skin areas as estimated by the photoelectric plethysmograph [J].

- American Journal of Physiology-Legacy Content, 1938, 124(2): 328-340.
- [10] PARK J, SEOK H S, KIM S S, et al. Photoplethysmogram analysis and applications: An integrative review [J]. *Frontiers in Physiology*, 2022, 12: 808451.
- [11] BACIU V E, CAUSE J L, MORILLO A S, et al. Anomaly detection in multi-wavelength photoplethysmography using lightweight machine learning algorithms [J]. *Sensors*, 2023, 23(15): 6947.
- [12] MATSUMURA K, TODA S, KATO Y. RGB and near-infrared light reflectance/transmittance photoplethysmography for measuring heart rate during motion [J]. *IEEE Access*, 2020, 8: 80233-80242.
- [13] LAPITAN D G, TARASOV A P, ROGATKIN D A. Quantitative assessment of the contribution of light absorption and scattering to the PPG signal by monte carlo simulation[C]. 2024 Photonics & Electromagnetics Research Symposium (PIERS). IEEE, 2024: 1-7.
- [14] KIM K B, BAEK H J. Photoplethysmography in wearable devices: A comprehensive review of technological advances, current challenges, and future directions [J]. *Electronics*, 2023, 12(13): 2923.
- [15] 孙长龙, 季忠, 钟文韬. 基于近红外光谱的脑血氧无创监测系统研究 [J]. *电子测量与仪器学报*, 2022, 36(4): 136-144.
- SUN CH L, JI ZH, ZHONG W T. Research on non-invasive monitoring system based on cerebral blood oxygen on near infrared spectroscopy [J]. *Journal of Electronic Measurement and Instrumentation*, 2022, 36(4): 136-144.
- [16] OSHINA I, SPIGULIS J. Beer-Lambert law for optical tissue diagnostics: current state of the art and the main limitations [J]. *Journal of Biomedical Optics*, 2021, 26(10): 100901.
- [17] 田紫薇, 贾芸芳. 基于光电容积脉搏波的心血管疾病相关特征参数提取算法 [J]. *传感器技术与应用*, 2023, 11(1): 20-27.
- TIAN Z W, JIA Y F. Parameter extraction algorithm of cardiovascular disease related physical signs based on photoplethysmography [J]. *Journal of Sensor Technology and Application*, 2023, 11(1): 20-27.
- [18] FERIZOLI R, KARIMPOUR P, MAY J M, et al. Arterial stiffness assessment using PPG feature extraction and significance testing in an in vitro cardiovascular system [J]. *Scientific Reports*, 2024, 14(1): 2024.
- [19] WU H Y, JI Z, LI M Z. Non-Invasive continuous blood-pressure monitoring models based on photoplethysmography and electrocardiography [J]. *Sensors*, 2019, 19(24): 5543.
- [20] ZHANG L, JI Z, YANG F, et al. Noninvasive continuous blood pressure estimation with fewer parameters based on RA-Relief feature selection and MPGA-BPN models [J]. *Biomedical Signal Processing and Control*, 2023, 84: 104757.
- [21] CHENG J X, JI Z, LI M Z, et al. Study of a noninvasive blood glucose detection model using the near-infrared light based on SA-NARX [J]. *Biomedical Signal Processing and Control*, 2020, 56: 101694.
- [22] 李孟泽, 季忠, 程锦绣, 等. 基于非线性自回归神经网络和双波长的无创血糖检测方法实现 [J]. *生物医学工程学杂志*, 2021, 38(2): 342-350.
- LI M Z, JI ZH, CHENG J X, et al. Realization of non-invasive blood glucose detector based on nonlinear autoregressive model and dual-wavelength [J]. *Journal of Biomedical Engineering*, 2021, 38(2): 342-350.
- [23] 刘雨飞. 连续无创生理指标处理方法的研究 [D]. 北京:北京邮电大学, 2022.
- LIU Y F. Research on processing method of continuous non-invasive physiological indicators [D]. Beijing: Beijing University of Posts and Telecommunications, 2022.
- [24] YANG A C C, HSEU S S, YIEN H W, et al. Linguistic analysis of the human heartbeat using frequency and rank order statistics [J]. *Physical Review Letters*, 2003, 90(10): 108103.

作者简介



谢鹏飞, 2022 年于昆明理工大学获得学士学位, 现为重庆大学生物与医药专业硕士研究生, 主要研究方向为穿戴式设备及系统研究及设计。

E-mail: 1301634785@qq.com

Xie Pengfei received his B. Sc. degree from Kunming University of Science and Technology in 2022. Now he is a M. Sc. candidate in Biological and Pharmaceutical Engineering at Chongqing University. His main research interests include wearable devices and systems R&D.



季忠 (通信作者), 1996 年于重庆大学获得学士学位, 1999 年于重庆大学获得硕士学位, 2003 年于重庆大学获得博士学位, 现为重庆大学教授, 主要研究方向为医学信号处理及医疗器械研发。

E-mail: jizhong@cqu.edu.cn

Ji Zhong (Corresponding author) received his B. Sc. degree from Chongqing University in 1996, M. Sc. degree from Chongqing University in 1999, and Ph. D. degree from Chongqing University in 2003 respectively. Now he is a professor at Chongqing University. His main research interests include medical signal processing and medical appliance R&D.