

基于物联网和深度学习的血压测量系统

张锡壮¹, 梁恒源², 殷世民^{2,3}, 陈真诚^{2,4}, 梁永波^{2,3,4}

1. 桂林电子科技大学电子工程与自动化学院, 广西 桂林 541004; 2. 桂林电子科技大学生命与环境科学学院, 广西 桂林 541004;
3. 广西自动检测技术与仪器重点实验室, 广西 桂林 541004; 4. 广西慢性病代谢病重塑与智能医学工程重点实验室, 广西 桂林 541004

【摘要】提出一种基于物联网和深度学习的血压测量系统,用于进行连续数据采集及血压预测。为了准确预测血压,提出一种混合神经网络结构,用于处理采集的数据并进行血压预测。该模型由ResNet18、GRU和3个全连接层组成。使用设计的系统采集82例志愿者数据进行训练和测试,舒张压的平均绝对误差和标准差分别为2.16、3.09 mmHg,收缩压的平均绝对误差和标准差分别为3.15、5.14 mmHg,达到AAMI标准和BHS标准。

【关键词】深度学习;嵌入式;血压;物联网;云计算

【中图分类号】R318.6;TP368.1

【文献标志码】A

【文章编号】1005-202X(2024)11-1383-09

Blood pressure measurement system based on internet of things and deep learning

ZHANG Xizhuang¹, LIANG Hengyuan², YIN Shimin^{2,3}, CHEN Zhencheng^{2,4}, LIANG Yongbo^{2,3,4}

1. School of Electronic Engineering and Automation, Guilin University of Electronic Technology, Guilin 541004, China; 2. School of Life and Environmental Sciences, Guilin University of Electronic Technology, Guilin 541004, China; 3. Guangxi Key Laboratory of Automatic Testing Technology and Instrumentation, Guilin 541004, China; 4. Guangxi Key Laboratory of Metabolic Disease Remodeling and Intelligent Medical Engineering for Chronic Diseases, Guilin 541004, China

Abstract: A blood pressure measurement system based on internet of things and deep learning is proposed for continuous data acquisition and blood pressure prediction. The system adopts a hybrid neural network structure for processing the collected data and accurately predicting blood pressure, and the model consists of ResNet18, GRU and 3 fully connected layers. The data of 82 individuals are collected for training and testing. The mean absolute errors and standard deviations are 2.16 mmHg and 3.09 mmHg for diastolic blood pressure, 3.15 mmHg and 5.14 mmHg for systolic blood pressure, according with AAMI standard and BHS standard.

Keywords: deep learning; embedded; blood pressure; internet of things; cloud computing

前言

心血管疾病是导致全球死亡的主要原因,是对人类健康和生命安全威胁最大的一类疾病,严重危害人们的身心健康^[1]。通过定期监测血压值,可以预防此类疾病的发生^[2],但是在医院进行血压测量时,

许多患者会出现“白大褂效应”,使测量得出的血压高于实际数值,出现血压误判^[3]。由测量者在熟悉的环境中自主测量血压是获取准确血压的一种较为可靠的方法。目前常用的血压测量装置为袖带式血压计,其在测量过程中会对手臂产生挤压,造成不适,对于老年人和行动不便者来说,使用袖带式测量设备具有一定困难,并且袖带绑的松紧程度对于测量结果也有一定影响^[4]。因此,一种无袖带的连续血压测量装置是很有必要的^[5-6]。在无创、无袖带血压测量方面的研究主要集中在利用光电容积脉搏波(Photoplethysmography, PPG)和心电图信号^[7]。Finnegan等^[8]证明PPG模型与血压更具相关性,并且PPG具有非侵入性和低成本、使用方便、准确性较高的优点^[9]。林冬梅等^[10]、Lazazzera等^[11]、Sharifi等^[12]

【收稿日期】2024-08-19

【基金项目】国家自然科学基金(62101148, 62361013);广西自然科学基金(2021GXNSFBA220051);广西自动检测技术与仪器重点实验室基金(YQ19114)

【作者简介】张锡壮,硕士研究生,研究方向:生物传感与智能仪器, E-mail: zhangxizhuang1021@163.com

【通信作者】梁永波,博士,副研究员,研究生导师,研究方向:生物信号处理与医学智能仪器, E-mail: liangyongbo@guet.edu.cn

基于脉搏传导时间(Pulse Transit Time, PTT)进行血压估计,但是基于PTT计算血压大多需要使用多个传感器,采集不同部位的信号,不利于装置集成。Moreno等^[13]、Bernard等^[14]将物联网与机器学习结合进行血压测量。李浩浩等^[15]、Yao等^[16]、Panwar等^[17]、Rong等^[18]使用深度学习处理PPG数据。相比于机器学习,使用深度学习可以避免手动提取特征的缺点,充分发挥深度学习算法强大的特征提取能力^[19-21],并且深度学习可以从输入数据中提取到更加抽象的特征,拥有更加优秀的建模能力^[22]。

基于以上内容,本研究设计一种基于物联网和深度学习的血压测量系统,该系统集数据采集、无线通讯、用户交互及数据存储为一体,使用低功耗ESP8266芯片和MAX30102传感器芯片,通过锂电池进行供电。本文尝试使用CNN和RNN的混合网络来进行血压估计,给出一种将嵌入式、物联网、人工智能和云计算结合的方案,实现了集信号采集、数据传输与处理、结果显示

与存储为一体的血压预测系统方案。

1 系统设计

1.1 系统框架

基于物联网和深度学习的血压测量系统,由手指式血压测量仪(血压仪)、智能服务软件以及数据服务器组成。手指式血压测量仪是基于ESP8266设计的用户端装置,可以实现数据采集以及结果显示,智能服务软件可以实现用户查询测量的历史血压数据,数据服务器主要进行数据处理以及数据存储。用户使用血压仪进行测量,采集到原始数据后通过无线传输协议发送到云服务器,云服务器对发送来的数据进行处理,计算出血压值,将血压结果发送回血压仪进行显示,同时云服务器会将测量结果和数据保存在云数据库中,可以通过智能服务软件查询数据库数据获得历史测量信息,从而掌握血压变化情况,辅助健康诊断。本文系统总体架构如图1所示。

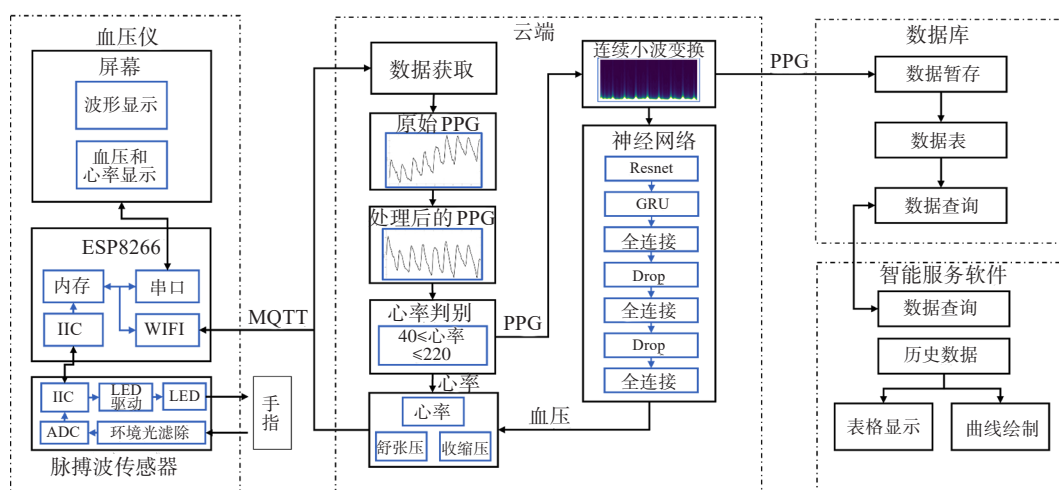


图1 本文系统总体架构图

Figure 1 General architecture of the proposed system

1.2 硬件设计

手指式血压测量仪实物图如图2所示,主要由单片机、传感器电路、供电电路、显示模块组成。以ESP8266单片机作为控制芯片,ESP8266是一款低功耗、高集成度的Wi-Fi芯片,它集成了TCP/IP协议栈和MCU,具有功耗低、小巧、成本低的优点,能满足本设计的性能需求。传感器使用MAX30102,它是一个反射式的传感器,集成了一个660 nm红光LED、880 nm红外光LED。在该装置中,传感器和主控采用分离式设计,即脉搏波传感器及其外围电路单独设计一块电路板,单片机及其他部分在另一块电路板上,这样可以更灵活地布局,增加使用时的舒适性。显示

模块使用一块串口通讯协议的LCD屏,可以显示实时采集到的波形,也可以将云端计算出的血压值和心率显示出来。供电电路使用锂电池作为电源,电流经过变压稳压后供给单片机和传感器,同时还设计了电源管理电路,用来实现锂电池的充放电管理。装置可以实现自主供电,不受电源限制,可以随时随地进行测量。

1.3 软件设计

血压仪控制程序使用C/C++进行编写,主要包括数据采集程序、无线通讯程序、显示程序。单片机通过IIC协议和传感器进行通讯从而获取原始数据。IIC采用的是模拟IIC,即使用软件程序模拟IIC时序

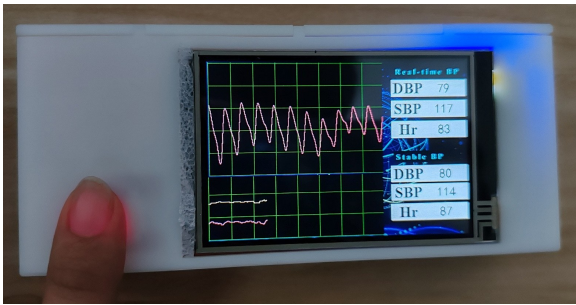


图2 手指式血压测量仪

Figure 2 Finger blood pressure meter

进行通信,该方法更加灵活,也更加便于控制。无线通讯程序使用的是 MQTT 协议,MQTT 协议是专为物联网而设计的即时通信协议,它具有轻量级、可靠性、可扩展性和安全性等特点。获取到的数据经过处理后会通过 MQTT 协议发送到云服务器。该数据会被用于后续处理并同步保存在云端数据库,云端处理数据后,计算的血压结果也会发送回血压仪进行显示。显示程序功能是将采集到的脉搏波波形和

云端计算的血压数值显示给用户,采用的是串口通信协议,通过串口和 LCD 屏幕通信,将要显示的信息发送到屏幕进行显示。屏幕显示主要分为 4 个区域,如图 2 所示,左上部分显示的是实时脉搏波波形,右上部分显示的是实时测量的血压,左下部分显示的是测量出的血压绘制成的曲线,右下部分显示的是 10 次测量值的稳定数值。

智能服务软件作用是查看历史血压信息,分为 PC 端和移动端两种,由 C++ 程序编写。当打开软件后会进行账号密码登陆,登陆成功后即可看到用户数据查看界面。可以选择查看所有信息,也可选择起止时间进行特定时间段内的数据查询。当点击查询按钮后,软件会发送查询指令到服务器,服务器上的中转程序接收到指令后会从数据库查询相关信息,并将查询到的结果反馈到智能服务软件,软件接收到查询的结果后会经过处理,将结果显示出来,并能将查询到的结果用图表形式直观显示出来。移动端软件如图 3a 所示,PC 端软件如图 3b 所示。

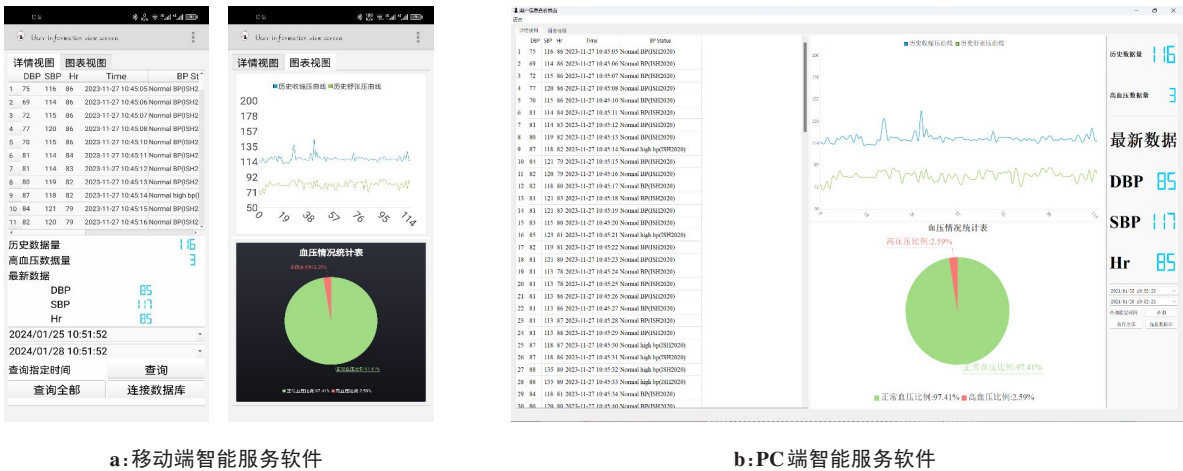


图3 智能服务软件

Figure 3 Intelligent service software

1.4 平台搭建及部署

服务器平台是整个系统的核心,负责数据传输中转、数据存储、云计算等,其搭建主要包括实现物联网通讯服务程序、云数据库和数据处理环境。物联网通讯服务程序基于 Mosquitto,它是一款针对 MQTT 的开源消息代理软件,通过订阅和发布的方式,实现硬件和服务器之间的通讯。在阿里云服务器上部署该服务程序,设置端口号并配置好用户名和密码后即可实现不同设备之间以及设备与服务器之间的通讯。本研究的云计算基于阿里云服务器实

现,在阿里云服务器上运行使用 Python 进行开发的数据接收与数据处理程序,可以对硬件发送来的数据进行处理,同时还运行了使用 TensorFlow 框架训练的深度学习模型,数据处理完送入到模型中进行预测即可得到测量结果,该测量结果以主题的形式发布出去,被血压仪订阅,经过处理即可显示出来呈现给用户。云数据库基于 MySQL 搭建,同样部署在阿里云服务器上,采集到的数据和计算的结果会存储在云数据库中的数据表中,可以使用本研究设计的智能服务软件进行登陆查询历史数据。

2 数据处理

2.1 数据采集

数据采集在社区进行,通过和社区合作,采集18~65岁人员数据,共采集到82例志愿者数据。采集前,先让被采集者静坐5 min,以避免情绪和生理变化以及运动伪影造成的干扰。之后使用欧姆龙血压计测量血压,随后采集指端信号5 min,采集信号时,让志愿者保持静坐,保证环境安静,减少外界环境的影响。信号采样频率为125 Hz。

本研究经桂林电子科技大学生物医学伦理委员会批准(申请编号:GUET-20220301-001)。所有实验均在受试者事先同意的情况下进行,数据为匿名,仅用于预期的研究目的。

2.2 数据预处理

在使用数据之前,首先对数据进行筛选。信号滤波算法可以去除一些基本噪声,但无法纠正异常波形。由于按压压力变化、环境干扰等因素影响,PPG信号有时会出现质量较差的情况,以至于完全失

去脉搏波特征,如图4所示。因此,只有在去除这些信号质量较差的片段后,才能对每段信号进行特征提取。本研究共采集到82例志愿者数据,将舒张压(Diastolic Blood Pressure, DBP)小于90并且收缩压(Systolic Blood Pressure, SBP)小于140的样本视为正常人样本,剩余样本视为高血压人群样本,去除掉极值血压($SBP < 80$ 或 $SBP > 180$, $DBP < 60$ 或 $DBP > 130$ ^[23])后,剩余正常人样本55个,高血压人样本23个。其中,有几个样本完全不存在周期性,对其进行剔除,最终剩余正常人50例,高血压人22例。在剩余的数据中,某些样本中仍然含有不存在周期性的信号段,虽然在采集数据时要求志愿者保持静止,但是有某些志愿者仍出现抖动、按压力度改变等导致出现没有周期性的信号段,对于该信号进行手动置零。之后进行数据分割,将其分割成5 s数据段。为了防止仍然存在没有周期性或者有较多峰值的异常信号,进行心率判别^[24]和峰度偏度判别。最终得到正常人13 047段数据、高血压人5 375段数据。

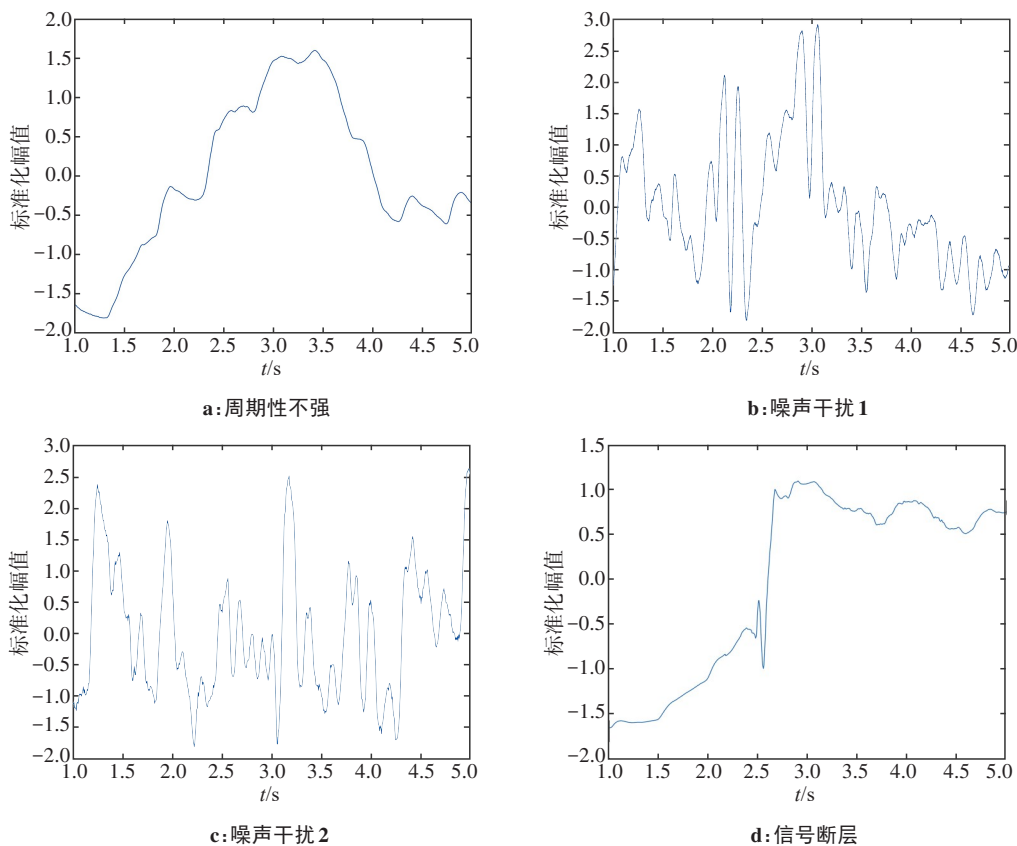


图4 损坏的信号

Figure 4 Abnormal signal segments

筛选完信号后使用预处理算法来降低噪声对PPG信号的影响。文献中提出多种降噪算法,如经验

模式分解^[25]、快速傅立叶变换^[26]去除噪声以及使用多项式拟合处理基线漂移^[24]等。本研究选择巴特沃

斯带通滤波器来去除噪声,滤波器的阶数设定为2,截止频率设定为0.5和10.0 Hz^[27]。对数据进行巴特沃斯滤波和Z-Score归一化后,将其打乱顺序按照8:2比例划分为训练集和测试集。为了保证数据均衡,将高血压人样本和正常人样本分别按照8:2比例划分为训练集和测试集,然后将其合并。最后使用连续小波变换将一维数据转化为二维小波图像^[27]。为了保证小波图像的长宽比及降低模型参数量,将得

到的小波图像统一处理成像素为128×97的图片,便于下一步处理。图5展示的是信号处理流程图。图5a是采集到的5 min的信号;图5b是分割成的5 s信号段,可以看到信号存在较大漂移;图5c是预处理后的5 s信号段,经过了巴特沃斯带通滤波和Z-Score归一化;图5d是经过连续小波变换生成的小波图像,将该图像输入到神经网络进行训练。

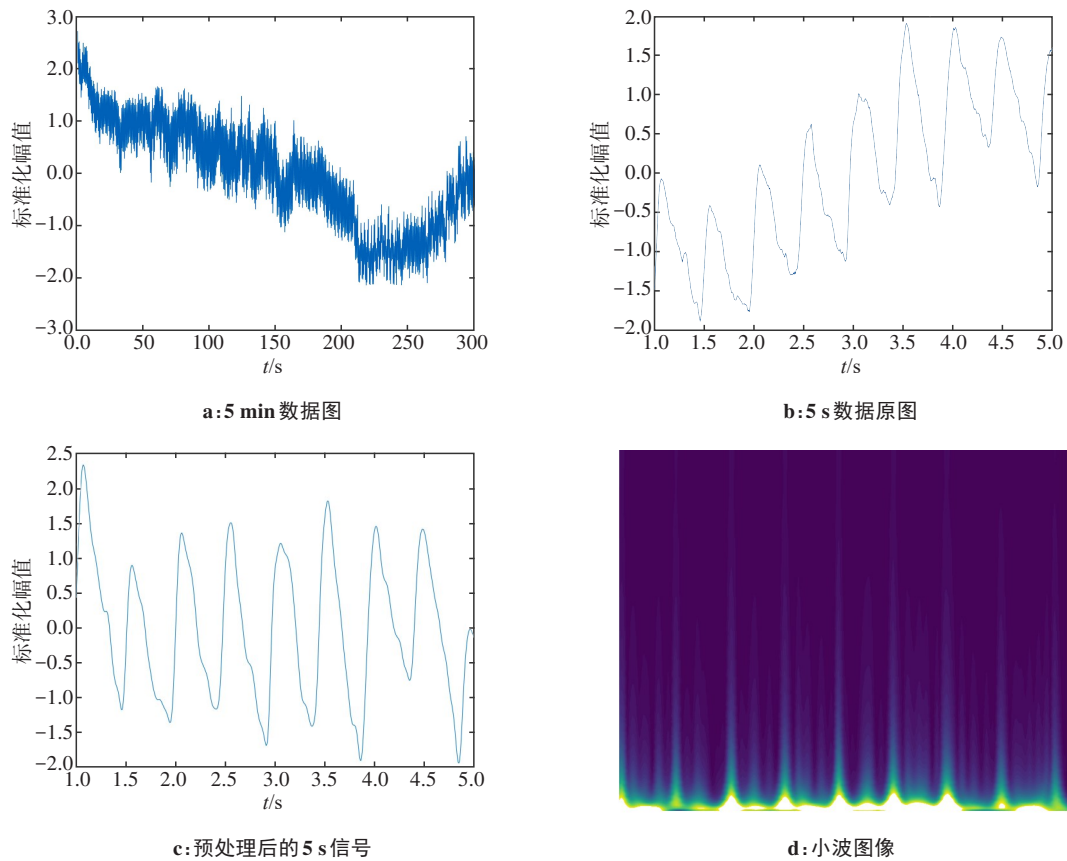


图5 数据处理流程图

Figure 5 Data processing flowchart

2.3 模型介绍

使用一种基于ResNet18和GRU的网络结构,如图6所示。ResNet18是一种经典的深度残差网络,它由多个ResnetBlock组成。每个ResnetBlock由两个卷积层和1个残差连接组成。在这个网络结构中,首先使用1个卷积层进行特征提取,然后经过批标准化和ReLU激活函数。接下来,通过多个ResnetBlock进行特征提取和残差连接。每个ResnetBlock内部有两个卷积层,它们之间使用批标准化和ReLU激活函数进行激活。如果是第1个ResnetBlock以外的其他ResnetBlock,还会进行下采样操作,以保持特征图的尺寸一致性。最后,通过全局平均池化层对特征图

进行降维。Resnet提取后的特征经过GRU层,对序列中的长期依赖关系进行捕捉,最后经过3层全连接层进行输出。为了防止过拟合,在全连接层之间添加Dropout层。模型的Resnet layers由4个Resnetblock块组成,Resnetblock块结构如图7所示。

3 结果

3.1 实验设置

本研究使用Python语言来实现算法并进行实验。神经网络模型使用TensorFlow后端的Keras库进行开发。实验设备采用一台小型服务器,该服务器包含GPU(NVIDIA GeForce RTX 4070 Ti)、CPU

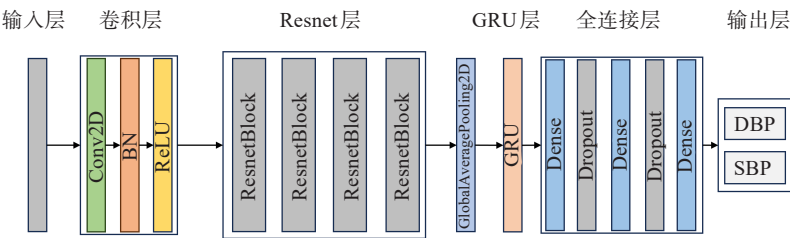


图 6 模型结构图
Figure 6 Model structure

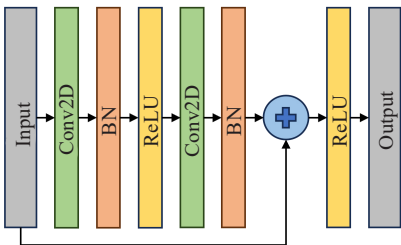


图 7 Resnetblock 块结构图
Figure 7 Resnetblock structure

(12th Gen Intel(R) Core(TM) i9-12900KF)。使用 Resnet 网络进行图像特征提取,使用 GRU 提取时间信息。优化器选用 Adam,损失函数选用 MAE,为了防止过拟合,本文使用了早停。从原始信号选取 5 s 重叠窗口,1 s 跨度的信号段用于实验。

本文进行两个实验: Trial A 和 Trial B。在 Trial A 中,先进行分类再进行回归预测的实验,即先使用分类模型将数据分为正常人和高血压人两种类别,然后对两种类别分别使用回归模型进行训练预测。分类模型使用 Hu 等^[27]提出的方法,使用 Tsfresh 提取 PPG 信号特征,使用 LightGBM 进行分类,本文模型分类准确率为 87%。回归模型使用本文提到的深度学习模型进行预测。在 Trial B 中,直接用本文的深度学习模型进行训练并预测,在该实验中,将正常人样本和高血压人样本混合一起送入到网络进行训练,直接输出 DBP 和 SBP。

3.2 评价指标

本文使用平均误差 (ME)、平均绝对误差 (MAE)、均方根误差 (RMSE) 和标准差 (STD) 4 个指标对模型结果进行评价。平均误差表现的是误差的一个平均值;平均绝对误差表示预测值和观测值之间绝对误差的平均值;标准差是方差的算术平方根,反映一个数据集的离散程度;均方根误差是预测值和真实值之间差距的平方根。它们的计算公式如下所示:

$$ME = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (Y_i - P_i)$$

(1)

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (Y_i - P_i)^2}$$

(2)

$$STD = \frac{1}{N} \sqrt{\sum_{i=1}^N ((Y_i - P_i) - ME)^2}$$

(3)

$$MAE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |Y_i - P_i|$$

(4)

3.3 模型性能

将模型的实验结果与英国高血压协会 (BHS) 和医疗器械促进协会 (AAMI) 两个国际指标进行比较。AAMI 标准要求误差平均值小于 5 mmHg,标准差小于 8 mmHg,从表 1 可知,本文 DBP 平均绝对误差是 2.16 mmHg,标准差是 3.09 mmHg,SBP 平均绝对误差是 3.15 mmHg,标准差是 5.14 mmHg,结果满足 AAMI 标准。Trial A 和 Trial B 都满足 AAMI 标准,并且 Trial B 性能更优。BHS 标准是基于不同误差范围的比例,该标准以平均绝对误差为指标,分为误差≤ 5 mmHg、≤10 mmHg、≤15 mmHg 3 个评价标准,有 A/B/C 3 个等级。从表 2 可以看出, Trial A 的 DBP 达到 BHS 的 A 级标准,但是 SBP 只达到 B 级标准;而 Trial B 的 DBP 和 SBP 均达到 A 级标准。分析发现,受样本数量和分类准确率的影响, Trial A 先分类再预测的方法在本文中效果没有 Trial B 不分类的方法好,因此本文使用不分类直接预测的方案。

表 1 实验结果与 AAMI 标准对比 (mmHg)

Table 1 Comparison of experimental results with AAMI standard

(mmHg)

实验	指标	均方根误差	平均绝对误差	标准差	平均误差
Trial A	DBP	5.94	4.16	4.25	-0.07
	SBP	7.94	4.88	6.26	-1.41
Trial B	DBP	3.77	2.16	3.09	-1.04
	SBP	6.03	3.15	5.14	0.75

图 8 为 SBP 和 DBP 的箱线图,SBP 和 DBP 的目标值和估计值之间的箱线图没有显示出明显的差

表 2 实验结果与 BHS 标准对比(%)

Table 2 Comparison of experimental results with BHS standard (%)

实验	指标	平均绝对误差		
		≤5 mmHg	≤10 mmHg	≤15 mmHg
Trial A	DBP	70	92	98
	SBP	69	88	94
Trial B	DBP	88	96	98
	SBP	85	93	95
BHS	Grade A	60	85	95
	Grade B	50	75	90
	Grade C	40	65	85

异。由此可知,本文提出的模型能够以较高的精度估计出极高和极低的 SBP 和 DBP。图 9 是血压预测值的误差绘制的小提琴图,分别为 SBP 和 DBP 预测的血压误差,绝大部分误差都在 3 mmHg 以内。其中,DBP 的上四分位误差为 1.70 mmHg,下四分位误差为 0.03 mmHg;SBP 的上四分位误差为 0.38 mmHg,下四分位误差为-2.04 mmHg,由此可知,此模型的准确率较高。表 3 展示的是本文模型结果和其他相关论文结果的对比,根据平均绝对误差和标准差进行比较。从图表可以看到,本文提出的模型效果与其他相关研究相比误差要小,效果稍好。

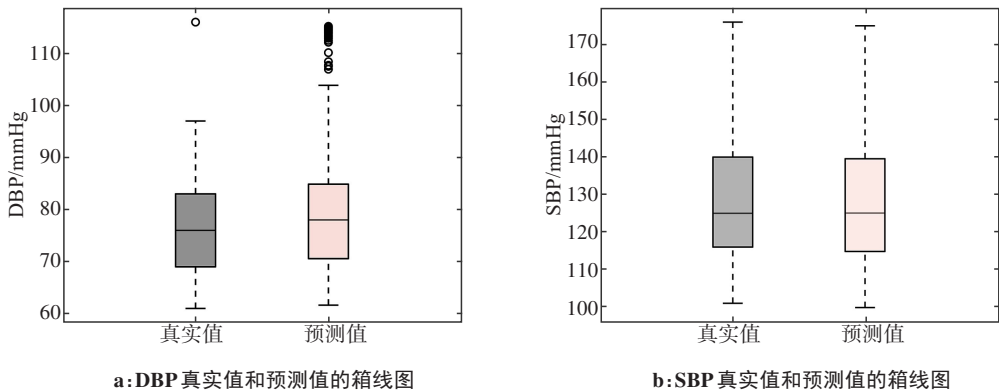


图 8 DBP 和 SBP 的箱线图

Figure 8 Box plots of DBP and SBP

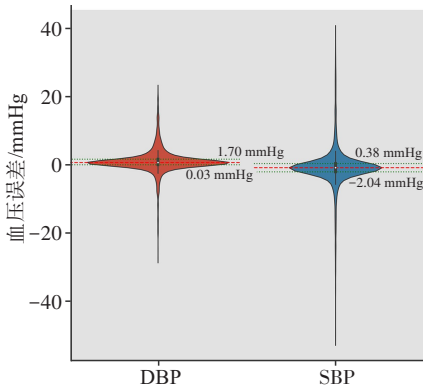


图 9 DBP 和 SBP 预测误差的小提琴图

Figure 9 Violin plots of DBP and SBP prediction errors

3.4 云通讯性能

对物联网通讯协议的速率以及稳定性进行一个评估。血压仪实时采集数据,采集到的数据通过 MQTT 发送到云服务器,云服务器开辟一个缓存数组,当接收到 1 s 信号(即 125 个数据点),将该信号添加到运算数组,若数组长度不足 5 s,继续等待数据,当数据足够 5 s 长度时,对数据进行处理。预测的结

果通过 MQTT 发送回血压仪,之后新来的 1 s 信号会替换最早的 1 s 数据,构成新的计算数组,从而进行新的计算。云端接收到的连续 4 段 5 s 信号如图 10 所示,其中 PPG1 为最先接收到的信号,PPG4 为最后接收到的信号,4 段信号有 4 s 重叠,从图中可以看出,信号重叠部分波形一致,没有发生信号丢失,且信号质量比较好,说明 MQTT 协议传输速率满足性能要求,且信号传输相对稳定。

4 结 论

本文验证了基于物联网和深度学习的血压测量系统的可行性,进行模型性能测试,云通讯速率性能测试及完整流程功能性测试,实现指端血压连续测量。本文提出一种将 Resnet 和 GRU 结合的混合神经网络模型,并采集 82 例志愿者的数据进行模型训练和验证,实验证明,采集到的数据在该模型上取得较好的结果,其 DBP 平均绝对误差是 2.16 mmHg,标准差是 3.09 mmHg,SBP 平均绝对误差是 3.15 mmHg,标准差是 5.14 mmHg,达到 AAMI 标准和 BHS 标准。本文还提供一种将嵌入式硬件和人工智能结合的架

表 3 本文结果与其他相关文章结果对比(mmHg)

Table 3 Comparison of the obtained results with the results of other related references (mmHg)

方法	模型	数据库	SBP		DBP	
			平均绝对误差	标准差	平均绝对误差	标准差
Faris 等 ^[19]	LSTM-ANN	MIMIC II	3.39	5.47	1.79	3.72
Bernard 等 ^[14]	Resnet50	MIMIC II	3.61	5.66	2.03	3.12
Kachuee 等 ^[23]	AdaBoost	MIMIC II	8.21	5.54	4.31	3.52
Yao 等 ^[16]	ANN	Self-collection	3.23	4.47	2.73	3.61
本文方法	CNN-GRU	Self-collection	3.15	5.14	2.16	3.09

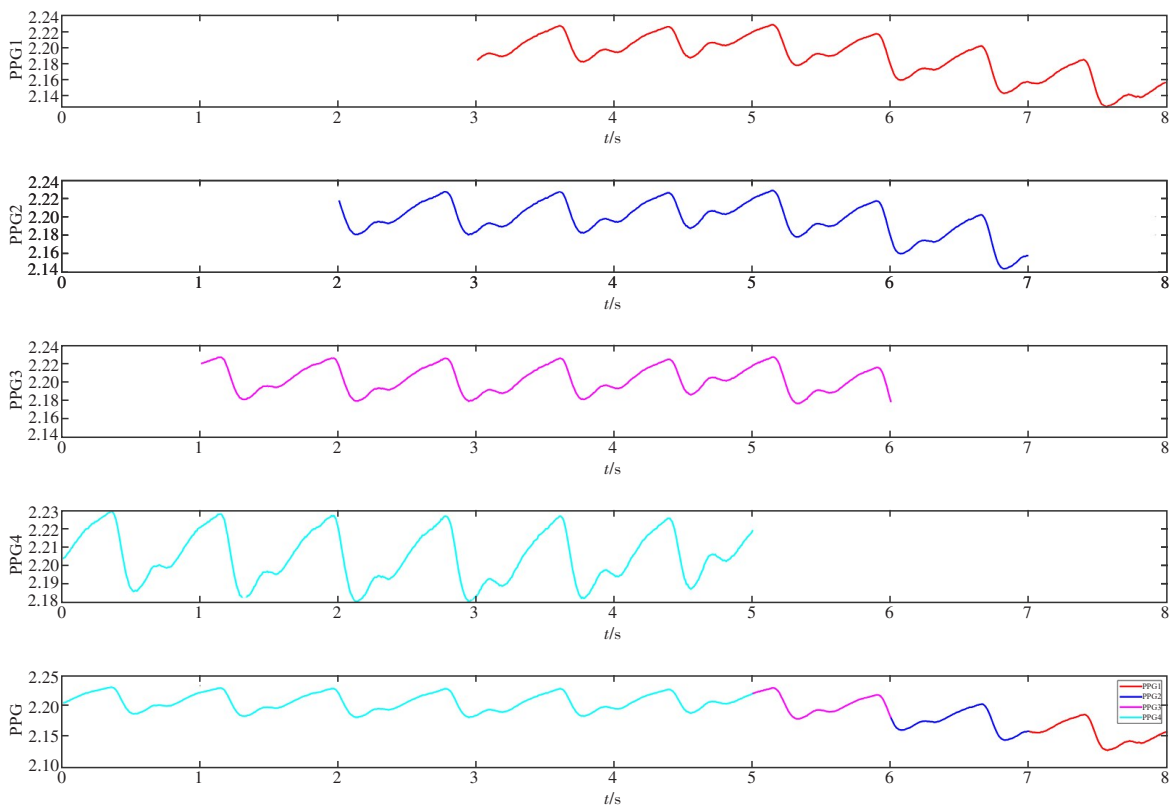


图 10 云端连续接收到的信号

Figure 10 Continuous signals received in the cloud

构,使用该架构通过替换不同传感器采集不同的信号,即可实现更多更准确的功能。

与 Bernard 等^[14]设计的名为 Medical Edge 的计算设备相比,本文没有使用传统的监护仪设备,而是使用反射式传感器进行数据采集,体积更加小巧,也更便携。本文的装置除了具有数据采集功能外,还具有数据显示功能,可以实时显示测量结果,同样本文也进行数据存储,便于后续处理以及用于更多其他处理。Moreno 等^[13]使用的方案是通过低功耗蓝牙将硬件连接到智能手机,通过智能手机上的 APP 实现和云端的通讯,测量的血压也同样在智能手机上的 APP 上显示,此方案需要安装有特定 APP 的智能手

机才可以运行,而本文设计的方案只要有能连接的无线网络即可进行测量,在使用上更加方便。

虽然本装置操作简单,只需开机后将手指放在指定位置即可进行血压、心率测量等,但是仍存在一些不足,使用者按压力度、按压的稳定性以及肤色深浅之间的差异会造成脉搏波波形之间的差异进而影响结果的准确性。另外,由于该装置基于物联网,因此必须将该装置连接到互联网才能工作,在一定程度上会受网络影响而不能进行预测。此外,受样本数量的影响以及采集血压标签的单一性、血压标签分布的不均匀性,对模型结果会有影响,导致出现较大离群值。如果能采集到更多样本数据,模型在准

确性和鲁棒性上会有较大提升。在未来的研究工作中,将会增加数据集数量,以提高血压标签的均匀性、可靠性和年龄分布的均衡性。

综上所述,本文设计一种基于深度学习的血压测量系统,该系统将深度学习技术、嵌入式技术、物联网技术和云计算技术结合起来,在一定程度上能准确地预测血压值,对于血压自我监测具有一定意义。

【参考文献】

- [1] 《中国心血管健康与疾病报告2022》编写组.《中国心血管健康与疾病报告2022》要点解读[J]. 中国心血管杂志, 2023, 28(4): 297-312.
- [2] Benjamin EJ, Blaha MJ, Chiuve SE, et al. Heart disease and stroke statistics-2017 update: a report from the American Heart Association [J]. Circulation, 2017, 135(10): e146-e603.
- [3] Bloomfield DA, Park A. Decoding white coat hypertension[J]. World J Clin Cases, 2017, 5(3): 82-92.
- [4] Lamonaca F, Balestrieri E, Tudosa I, et al. An overview on internet of medical things in blood pressure monitoring [C]//2019 IEEE International Symposium on Medical Measurements and Applications (MeMeA). Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2019: 1-6.
- [5] 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.
- [6] 闻博. 基于深度神经网络的无袖带血压建模方法研究[D]. 北京: 中国科学院大学, 2020.
- [7] 庄丽媛, 王新康. 基于脉搏波的无创连续血压预测研究进展[J]. 中国医药导报, 2023, 20(36): 37-40.
- [8] Finnegan E, Davidson S, Harford M, et al. Features from the photoplethysmogram and the electrocardiogram for estimating changes in blood pressure[J]. Sci Rep, 2023, 13(1): 986.
- [9] Elgendi M. On the analysis of fingertip photoplethysmogram signals [J]. Curr Cardiol Rev, 2012, 8(1): 14-25.
- [10] 林冬梅, 张育儒, 陈晓雷, 等. 基于USB-4221数据采集卡的连续血压测量[J]. 中国医学物理学杂志, 2021, 38(5): 606-612.
- [11] Lazazzera R, Belhaj Y, Carrault G. A new wearable device for blood pressure estimation using photoplethysmogram[J]. Sensors (Basel), 2019, 19(11): 2557.
- [12] Sharifi I, Goudarzi S, Khodabakhshi MB. A novel dynamical approach in continuous cuffless blood pressure estimation based on ECG and PPG signals[J]. Artif Intell Med, 2019, 97: 143-151.
- [13] Moreno R, Dias F, Arruda M, et al. IoT medical device architecture to estimate non-invasive arterial blood pressure[C]//2022 Symposium on Internet of Things (SIoT). Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2022: 1-4.
- [14] Bernard D, Msigwa C, Yun J. Toward IoT-based medical edge devices: PPG-based blood pressure estimation application[J]. IEEE Internet Things J, 2023, 10(6): 5240-5255.
- [15] 李浩浩, 桑胜波, 杨琨. 基于BP神经网络的血压监测算法[J]. 电子设计工程, 2023, 31(7): 113-118.
- [16] Yao P, Xue N, Yin SY, et al. Multi-dimensional feature combination method for continuous blood pressure measurement based on wrist PPG sensor[J]. IEEE J Biomed Health Inform, 2022, 26(8): 3708-3719.
- [17] Panwar M, Gautam A, Biswas D, et al. PP-Net: a deep learning framework for PPG-based blood pressure and heart rate estimation[J]. IEEE Sens J, 2020, 20(17): 10000-10011.
- [18] Rong M, Li KY. A multi-type features fusion neural network for blood pressure prediction based on photoplethysmography [J]. Biomed Signal Process Control, 2021, 68: 102772.
- [19] Faris Ali N, Atef M. An efficient hybrid LSTM-ANN joint classification-regression model for PPG based blood pressure monitoring[J]. Biomed Signal Process Control, 2023, 84: 104782.
- [20] Long WC, Wang XJ. BPNet: a multi-modal fusion neural network for blood pressure estimation using ECG and PPG[J]. Biomed Signal Process Control, 2023, 86(Part C): 105287.
- [21] El-Hajj C, Kyriacou PA. Cuffless blood pressure estimation from PPG signals and its derivatives using deep learning models[J]. Biomed Signal Process Control, 2021, 70: 102984.
- [22] 王一飞, 刘光波, 刘轩吉, 等. 基于神经网络的脉搏波信号血压检测算法[J]. 中国医学物理学杂志, 2022, 39(8): 998-1002.
- [23] Kachuee M, Kiani MM, Mohammadzade H, et al. Cuffless blood pressure estimation algorithms for continuous health-care monitoring [J]. IEEE Trans Biomed Eng, 2017, 64(4): 859-869.
- [24] Yen CT, Chang SN, Liao CH. Estimation of beat-by-beat blood pressure and heart rate from ECG and PPG using a fine-tuned deep CNN model[J]. IEEE Access, 2022, 10: 85459-85469.
- [25] Chu Y, Tang KC, Hsu YC, et al. Non-invasive arterial blood pressure measurement and SpO₂ estimation using PPG signal: a deep learning framework[J]. BMC Med Inform Decis Mak, 2023, 23(1): 131.
- [26] Mousavi SS, Firouzmam M, Charimi M, et al. Blood pressure estimation from appropriate and inappropriate PPG signals using a whole-based method[J]. Biomed Signal Process Control, 2019, 47: 196-206.
- [27] Hu XD, Yin SM, Zhang XZ, et al. Blood pressure stratification using photoplethysmography and light gradient boosting machine[J]. Front Physiol, 2023, 14: 1072273.

(编辑:陈丽霞)