

一种新的网络化无创血压实时监测系统

席镛宾, 陈小惠, 张永芳, 程馨, 潘圆圆

(南京邮电大学 自动化/人工智能学院, 江苏 南京 210023)

摘要:随着生活节奏的加快, 血压相关性疾病的发病率日渐增高, 人们对健康的关注度也逐渐提高。目前, 针对人们对健康监测系统通用性、易用性、高精度的基本特征需求, 设计了一种新的网络化无创血压实时监测系统。该系统通过检测光电容积脉搏波(PPG)与心电图(ECG)信号, 建立血管腔模型进行血压测量, 降低测量过程的复杂度和不适感, 并结合机器学习方法融合人体特征, 进一步提高血压测量准确度。同时利用无线传输技术将测量结果发送至智能终端, 且结合历史数据信息进行健康评估, 为不同用户提供准确、有效的健康服务, 对于血压相关性疾病的预防和治疗发挥重要的指导作用。此外, 该系统对于中老年人群的实时健康监护, 尤其是独居老人具有重要的研究意义。

关键词:监测系统; 血管腔模型; 机器学习; 人体特征; 无线传输

中图分类号: TP274

文献标识码: A

文章编号: 1673-629X(2020)01-0155-05

doi: 10.3969/j.issn.1673-629X.2020.01.028

A New Networked Non-invasive Real-time Blood Pressure Monitoring System

XI Zhuo-bin, CHEN Xiao-hui, ZHANG Yong-fang, CHENG Xin, PAN Yuan-yuan

(School of Automation/Artificial Intelligence, Nanjing University of Posts and Telecommunications,
Nanjing 210023, China)

Abstract: With the acceleration of life, the incidence of blood pressure-related diseases is increasing, and people's attention to health is also gradually increasing. At present, a new networked non-invasive real-time blood pressure monitoring system is designed to meet the basic requirements of universality, ease of use and accuracy of health monitoring system. The system performs blood pressure measurement by photoelectric detecting the photoplethysmograph (PPG) and the electrocardiogram (ECG) signal and establishing the vascular lumen model, and reduces the complexity and discomfort of the measurement process. The accuracy of blood pressure measurement can be further improved by integrating human features with machine learning method. At the same time, the wireless transmission technology is used to transmit the measurement result to the intelligent terminal, and the health evaluation is combined with the historical data information to provide accurate and effective health services for different users, which plays an important guiding role in the prevention and treatment of blood pressure-related diseases. In addition, the system has important research significance for real-time health monitoring of middle-aged and elderly people, especially the elderly living alone.

Key words: monitoring system; vascular lumen model; machine learning; human characteristics; wireless transmission

0 引言

血压是衡量人体健康的重要特征之一, 它的异常变动与心血管疾病、高血压、心脑血管疾病等的发生具有密切的联系^[1-2]。且随着年龄的增长, 血管壁弹性减弱, 这些疾病的发病几率急速上涨, 但在这类疾病的发病初期, 身体并无明显症状, 所以很难从外在发现病症, 因此加强血压的日常监测, 尤其对于中老年人群来

说显得十分必要。目前, 血压检测方式分为有无创检测和有创检测^[3]。由于无创血压检测方法能够有效避免伤口感染、测试风险、测试不适感等, 所以普遍采用无创检测方式进行血压日常监测。

近年来, 随着物联网技术的日渐成熟, 远程医疗逐渐融入人们的生活^[4-5]。一方面, 缓解了因老龄化趋势加重带来的医疗需求相对紧缺的压力; 另一方面, 方

收稿日期: 2019-02-11

修回日期: 2019-06-12

网络出版时间: 2019-09-24

基金项目: 国家自然科学基金(61801239)

作者简介: 席镛宾(1998-), 女, 研究方向为智能电网信息工程; 陈小惠, 教授, 研究方向为网络化测控系统、嵌入式系统与智能仪器、传感器网络与信息融合。

网络出版地址: <http://kns.cnki.net/kcms/detail/61.1450.TP.20190924.1537.050.html>

便用户加强日常的健康监测,从而及时掌握身体的健康状态,以免错过最佳的治疗时间。李霞等^[6]构建了基于智能手机的血压监测系统,通过嵌入到手机中的系统检测血压异常信号;张黎等^[7]将血压测量模块通过蓝牙将测量结果发送至智能手机,实现血压测量;李建辉等^[8]提出了一种基于 WBAN 实现的多参数健康监护系统,融合多种无线通信方式进行信息传输。这些设计方法虽然很好地应用了物联网技术,解决了传统血压计在通讯功能方面的缺陷,但血压测量方法均为柯氏音法,长时间或多次测量难免会给人体带来不适感,且对于老年人群来说存在一定的测试复杂度。

文中通过检测光电容积脉搏波 (PPG) 与心电图 (ECG) 信号,建立血管腔模型进行血压测量,极大地减轻了测量过程中的不适感和复杂度,然后运用机器学习方法结合人体特征修正初步预测的血压值,进一步提高血压的测量精度,并结合网络化背景设计了一套网络化无创血压实时监测系统。该系统通过对生理信号的采集和处理,通过 WiFi 将测量结果发送至用户的智能设备中,还可以通过后台系统中的大数据处理平台进行健康趋势分析,并针对不同群体提供准确、有效的健康服务指导。该系统对于中老年人群的实时健康监护,尤其是独居老人具有重要的研究意义。

1 血压监测系统总体设计

血压监测系统总体框架如图 1 所示。该系统由监测系统感知层、数据服务中心、智能终端等组成。首先通过将血压测量模块嵌入到座便器垫中,在用户方便期间,不知不觉中获取血压值,一方面简化了血压的监测过程,另一方面弥补了因其他因素而延误了血压的日常监测。然后通过网络将检测到的生理信号传输至网络服务器,在数据服务中心进行数据存储和健康评估。最后通过智能终端显示测量结果,同时也可进行健康趋势查询等医疗服务。

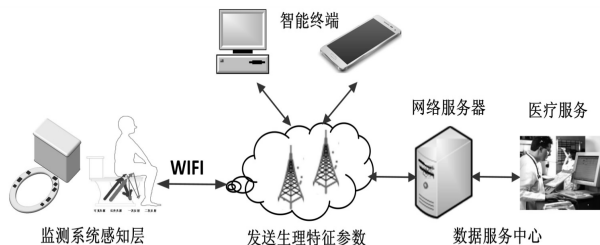


图 1 血压监测系统总体框架

2 系统硬件设计

该系统的硬件主要由生理信号检测模块、模拟信号调理模块、微处理器等组成。系统硬件结构框图如图 2 所示。

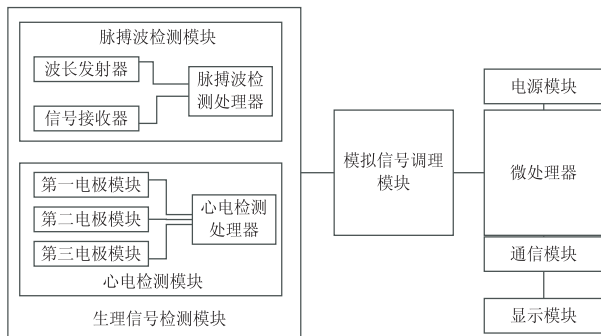


图 2 系统硬件结构框图

2.1 生理信号检测模块

生理信号检测模块又分为脉搏波检测模块和心电信号检测模块。文中采用反射式方法获取脉搏波信号,通过将带有两种特定波长的发射器和信号接收器与测试者皮肤紧密接触,根据光传输理论和光辐射理论,结合人体臀部局部体脂含量,建立光信号在厚脂肪部位的传输模型。传输模型示意如图 3 所示。

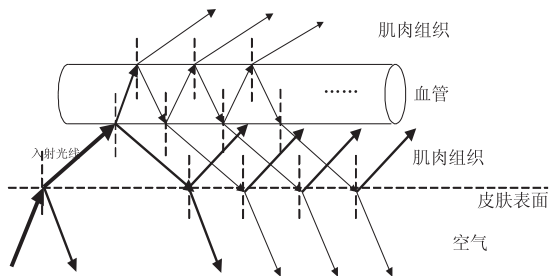


图 3 光信号传输模型示意

然后与脉搏波检测处理器的输入端相连接,将反射过来的光信号转变为电信号,从而获取测试者的原始脉搏波信号。心电信号检测模块包括三个电极模块和心电检测处理器,将三个电极模块分别与心电检测处理器的输入端相连接,通过电极接触人体皮肤获取测试者的心电信号。

2.2 模拟信号调理模块

将脉搏波检测处理器的输出端和心电信号的输出端与相应的模拟信号调理模块的输入端相连接,实现生理信号的放大、滤波处理。模拟信号调理模块包含 50 Hz 工频陷波器和放大器。由于采集到的生理信号来自人体厚脂肪部位,幅值偏小,所以需对生理信号进行放大处理。此外,环境噪音等外界干扰会对采集到的生理信号产生工频干扰^[9-10],因此可通过陷波器进行滤除。

2.3 微处理器

该系统的微处理器采用 STM32 处理器,该处理器具有小型化、低功耗、多资源等特点,可灵活配置使用。首先,通过微处理器的控制,实现模拟信号调理模块对生理信号的预处理;然后将处理后的信号由模拟信号调理模块的输出端传入到微处理器,进行特征值提取

及血压初步计算;其次,通过无线通信模块发送至网络服务器对血压值进行一系列的修正和分析,最后将结果返还至显示模块。电源模块通过微处理器与其他各个模块相连接,提供相应的电源供应。

3 系统软件设计

3.1 软件总设计流程

系统开始运行时,首先进行初始化处理,然后开始进行生理信号采集。为提高血压计算的准确度和处理速率,该系统每隔7秒根据生理信号特征,对当前存储的生理信号进行优质信号的判断和提取操作,并由提取的最优信号初步预测血压值。其次结合人体特征,运用机器学习方法建立血压预测模型,提高血压测量模型的通用性,同时进一步提高血压的测量精度。最后将测试结果返还至智能终端进行显示,并进行保存,方便日后查看和进行健康趋势分析。软件总体流程如图4所示。

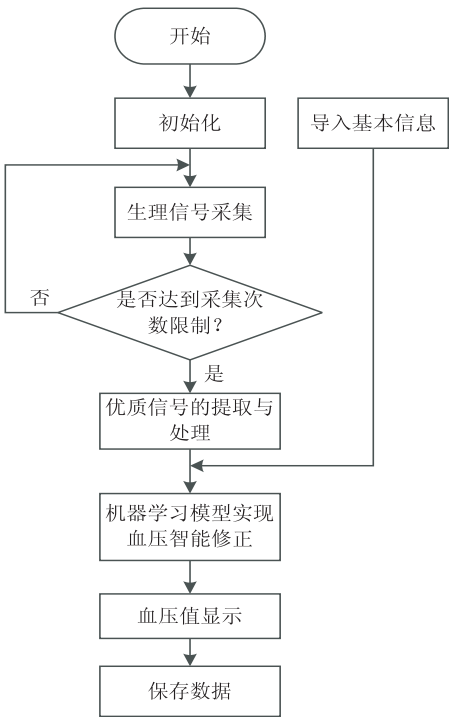


图4 软件总体流程

3.2 血压算法实现

3.2.1 初步预测血压值

文中根据提取到的优质 PPG 和 ECG 生理信号,基于血管腔模型,利用脉搏波传导时间建立血压预测方程,初步估测血压值^[11]。收缩压 P_s 和舒张压 P_d 的计算公式为:

$$\begin{cases} P_s = a \cdot PTT + b \\ P_d = P_s \cdot \frac{-T_d}{e^{m_1KT+m_2}} \end{cases} \quad (1)$$

其中,PTT 为脉搏波传导时间; a 、 b 为常量; K 为

脉搏波特征值; T 为脉搏周期; T_d 为脉搏波下降沿舒张期时间; m_1 和 m_2 为常量。

3.2.2 机器学习方法实现血压修正

受人体特征差异的影响,基于血管弹性腔模型建立的血压方程会存在很大偏差^[12-13]。为降低这种影响,文中运用机器学习方法结合人体特征建立血压修正模型。随着对机器学习方法研究的不断深入,越来越多的学者将其应用于医学领域,且取得了不错的效果^[14-15]。文中采用的机器学习方法为优化的支持向量回归模型,所采用的人体特征为性别、年龄、身高、体重、体质指数(BMI)、有无家族性高低血压病史、心率。以水银血压计测量的血压值为真实值,将其随机划分为两部分,其中80%作为训练数据集,20%作为测试数据集,将人体特征结合初步估测的血压值作为机器学习模型的输入参数,训练血压修正模型。

假设血压训练数据集为:

$$T = \{(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_n, y_n)\} \quad (2)$$

其中, x_i 为输入量, y_i 为其对应的输出量, $i = 1, 2, \dots, n$, n 为训练集个数。

然后通过的支持向量回归模型中引入惩罚参数 c 和灵敏损失参数 ε ,降低拟合误差的影响^[16],建立以下函数式:

$$\begin{cases} \min_{w, b, \zeta_i, \hat{\zeta}_i} \frac{1}{2} \|w\|^2 + c \sum_{i=1}^m (\zeta_i + \hat{\zeta}_i) \\ \text{s. t.} \begin{cases} f(x) - y_i \leq \varepsilon + \zeta \\ f(x) - y_i \geq \varepsilon - \hat{\zeta}_i \\ \zeta_i \geq 0, \hat{\zeta}_i \geq 0 \end{cases} \end{cases} \quad (3)$$
$$i = 1, 2, \dots, m$$

其中, $\zeta_i, \hat{\zeta}_i$ 为函数引入的松弛变量。

运用 Lagrange 函数和对偶原理,求解得到的血压预测函数为:

$$f(x) = \sum_{i=1}^L (a_i - a_i^*) K(x_i, x_j) + b^* \quad (4)$$

其中, $K(x_i, x_j)$ 为核函数。

传统的支持向量回归模型往往根据经验设置模型参数,易使模型陷入过拟合或欠拟合状态^[17],从而影响测量精度。文中通过遗传算法(GA)优化支持向量回归模型(SVR),自动选择最佳参数组合,实现高精度的血压测量。遗传算法优化支持向量回归模型流程如图5所示。

3.2.3 软件界面设计

该系统以 Visual Studio 2013 为软件开发平台,设计了一款血压显示界面。该界面主要包括生理信号曲线显示,用户特征信息和测量结果展示三部分。根据用户采集到的生理信号,该窗体自动进行实时更新,且

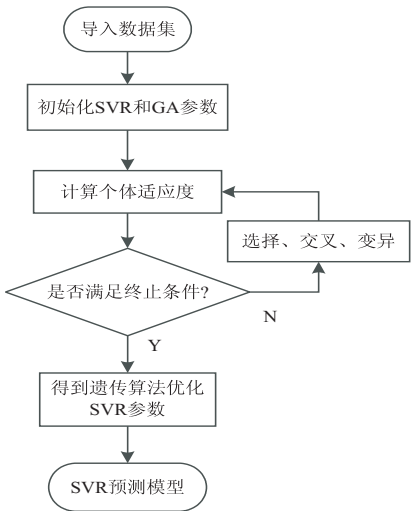


图 5 GA-SVR 模型算法流程

根据幅值变化,每隔 5 秒调整一次坐标位置,保证生理信号展示的完整性。此外,用户还可进行保存、查询等操作。软件界面展示如图 6 所示。

4 系统测试

为验证该网络化血压实时监测系统的有效性,本节将系统监测结果与水银血压计的测量结果进行了实验对比。随机选择 2 名包含不同特征的人员连续进行 3 次血压测试,其中测试者 A 是一位年龄 23 岁,身高

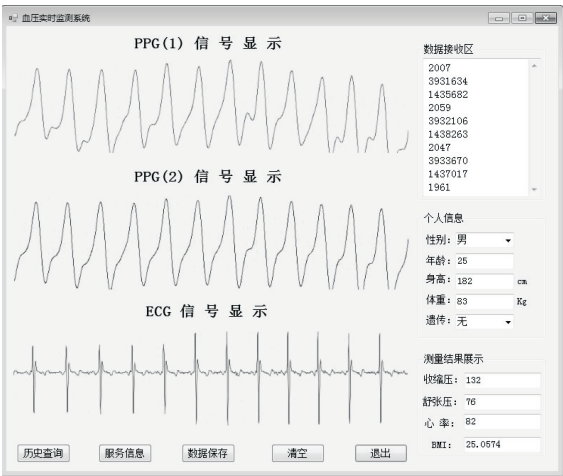


图 6 软件界面展示

176 cm,体重 70 kg,体质指数 22.598 1,无遗传性病史的男性;测试者 B 是一位年龄 24 岁,身高 178 cm,体重 102 kg,体质指数 32.192 9,含有遗传性高血压的男性。使测试者同时运用该监测系统和水银血压计进行测试,分别对收缩压和舒张压进行分析,测量结果如表 1 所示。

从表 1 中可以看出,该系统测量的收缩压最大绝对误差为 2.80 mmHg,最大相对误差为 1.88%,该段时间内两位测试者连续测量三次的平均相对误差为 1.66%。

表 1 收缩压实验结果对比分析

编号	测量次数	心率 /bpm	水银血压计收缩压/mmHg	该系统收缩压/mmHg	绝对误差 /mmHg	相对误差 /%	平均相对误差 /%
A	1	76	116	114.08	1.86	1.66	1.68
	2	80	115	116.74	1.74	1.51	
	3	84	127	124.61	2.39	1.88	
B	1	108	158	155.62	2.38	1.51	1.64
	2	105	153	150.50	2.50	1.63	
	3	107	156	153.20	2.80	1.79	

表 2 舒张压实验结果对比分析

编号	测量次数	心率 /bpm	水银血压计舒张压/mmHg	该系统舒张压/mmHg	绝对误差 /mmHg	相对误差 /%	平均相对误差 /%
A	1	76	67	65.26	1.74	2.60	2.29
	2	80	65	65.52	0.52	0.80	
	3	84	76	78.63	2.63	3.46	
B	1	108	92	91.28	0.72	0.78	2.12
	2	105	96	91.06	4.94	5.15	
	3	107	91	91.40	0.40	0.44	

从表 2 中可以看出,该系统测量的舒张压最大绝对误差为 4.94 mmHg,两位测试者连续测量三次的平均相对误差分别为 2.29%、2.12%,该段时间内的平

均相对误差为 2.205%。

综上所述,该监测系统测量的血压平均误差均在 5% 范围内,能够满足血压测量精度要求。另外,系统

网络数据传输稳定可靠,数据既可传输给计算机,进行大数据处理,也可传输给手机,使用方便,系统工作良好,界面合理,操作简单。

5 结束语

文中结合网络化传输技术和血压检测方法设计了一套网络化无创血压实时监测系统。通过将具有生理信号采集功能的模块嵌入座便器垫,在人们如厕过程中不知不觉地进行血压监测,既简化了血压的测量过程,又增强了血压监测的便捷性和普适性。同时,运用机器学习方法融合人体特征建立血压预测模型,深度挖掘不同人体特征与生理信号间的联系,从而提高血压测量模型的通用性和准确度,实验结果也证实了该测量模型的可靠性。此外,通过云平台对采集到的历史数据进行健康趋势分析,提供有效、准确的个性化健康指导,对血压相关性疾病的预防和治疗具有重要的指导作用,为家庭式健康监护的应用与发展开辟了新途径。

参考文献:

[1] JUNIOR A D,MURALI S,RINCON F,et al. Estimation of blood pressure and pulse transit time using your smartphone [C]//2015 Euromicro conference on digital system design. Funchal, Portugal;IEEE,2015:173-180.

[2] YUSUF S, BOSCH J, DAGENAIS G, et al. Cholesterol lowering in intermediate-risk persons without cardiovascular disease[J]. New England Journal of Medicine, 2016, 374 (21):2021-2031.

[3] MISHRA B,THAKKAR N. Cuffless blood pressure monitoring using PTT and PWV methods[C]//2017 international conference on recent innovations in signal processing and embedded systems. Bhopal, India;IEEE,2017:395-401.

[4] 丁 垒,朱欣华,周 同,等. 多参数无线传感器网络监测系统设计[J]. 自动化仪表,2018,39(4):51-54.

[5] 孔喜梅. 基于 ZigBee 的人体参数监测系统设计[J]. 仪表技术,2018(12):26-32.

[6] 李 霞,霰伟娜,崔国强,等. 基于智能手机的血压监测系统实现[J]. 鲁东大学学报:自然科学版,2015(3):221-225.

[7] 张 黎,金 光,路金明. 一种多功能便携式血压心率监测系统[J]. 无线通信技术,2016,25(4):56-60.

[8] 李建辉,刘 畅,王彩申,等. 基于 WBAN 的多参数健康监护系统研究与设计[J]. 现代电子技术,2017,40(22):149-151.

[9] SHAO Hanyu,CHEN Xiaohui. Motion artifact detection and reduction in PPG signals based on statistics analysis[C]//2017 29th Chinese control & decision conference. Chongqing,China;IEEE,2017:3114-3119.

[10] 洋 洋,陈小惠,王保强,等. 脉搏信号中有效信号识别与特征提取方法研究[J]. 电子测量与仪器学报,2016,30(1):126-132.

[11] 洋 洋,陈小惠. 基于心电脉搏信号的无创血压算法研究[J]. 微型机与应用,2016,35(5):94-97.

[12] 彭俊银,赵 昕,王效增,等. 性别对高血压前期患者心脑血管疾病的影响[J]. 心脏杂志,2018,30(1):44-48.

[13] 张亚静,吴寿岭,李慧英,等. 血压对不同年龄人群动脉僵硬度的影响[J]. 中华心血管病杂志,2018,46(1):56-63.

[14] 郑晓燕. 基于机器学习的心血管疾病预测系统研究[D]. 北京:北京交通大学,2018.

[15] 文宏伟,陆菁菁,何晖光. 机器学习在神经精神疾病诊断及预测中的应用[J]. 协和医学杂志,2018,9(1):19-24.

[16] 宋晓洋,刘立勋. 基于 SVM 回归的连续血压测量方法[J]. 吉林大学学报:信息科学版,2016,34(3):384-389.

[17] ROJAS-DOMINGUEZ A,PADIERNA L C,CARPIO J M, et al. Optimal hyper-parameter tuning of SVM classifiers with application to medical diagnosis [J]. IEEE Access, 2018,6:7164-7176.