

基于单路PPG信号的连续血压检测算法设计

刘乔寿,王 森

(重庆邮电大学 光通信与网络重点实验室,重庆 400065)

摘要:针对当前光电容积描记法测量血压方法复杂,不适用于低功耗可穿戴设备的问题。文中在脉搏波时域特征参数法的基础上,提出了一种基于单路光电容积脉搏波(Photoplethysmography,简称PPG)的连续血压检测算法。选用MAX30102脉搏波传感器采集PPG信号,对脉搏波依次进行均匀滤波、周期分割、基线校准和归一化后,识别脉搏波的特征点并计算特征值。进而以特征值探究与血压之间的关系,建立血压回归模型。试验结果表明,该方法与充气式电子血压计的一致性较好,测量误差符合美国医疗器械促进学会(AAMI: Association for the Advancement of Medical Instrumentation)标准差不大于8 mmHg的范围。

关键词: 血压; PPG信号; 基线校准; 归一化; 特征值; 回归模型

中图分类号: TP212.3

文献标识码: A

文章编号: 1674-6236(2019)01-0063-07

Continuous blood pressure detection algorithm based on single PPG signal

LIU Qiao-shou, WANG Sen

(Key Laboratory of Optical Communication and Networks, Chongqing University of Posts and Telecommunication, Chongqing 400065, China)

Abstract: For the problem that the current photoplethysmography method of measuring blood pressure is complex and not suitable for low power wearable devices, on the basis of method that the time-domain pulse wave characteristic parameters, a continuous blood pressure detection algorithm based on single photoplethysmography (PPG) signal is proposed. MAX30102 sensor is selected to collect the PPG raw signal. After uniform filtering, segmentation of cycle, Baseline calibration, normalization for PPG signal, we identifying pulse wave feature points and calculate feature parameters. Then the feature parameters is used to explore the relationship with the blood pressure to establish the blood pressure regression model. The results show the better consistency between algorithm proposed on article and inflatable electronic sphygmomanometer. The measurement error meets the Association for the Advancement of Medical Instrumentation (AAMI) standard deviation of not more than 8mmHg standard.

Key words: blood pressure; PPG signal; baseline calibration; normalization; feature parameters; regression model

根据世界卫生组织2015年非传染病报告显示,全球每年有超过1 750万人死于心血管疾病,占有非传染疾病致死人数的46%^[1]。血压是心血管疾病诊断的重要生理参数,时刻了解血压状况对心血管病患者具有重要意义。血压是血液在血管内流动时作用于血管壁的压力,其在每个心跳周期均连续变化。血压压力最大值称为收缩压(Systolic Blood Pressure, SBP),正常范围为90~140 mmHg;压力最小

收稿日期:2018-01-19

稿件编号:201801106

作者简介:刘乔寿(1979—),男,重庆人,博士,副教授。

值称为舒张压(Diastolic Blood Pressure, DBP),正常范围为60~90 mmHg^[2]。当代血压测量手段中,柯氏听诊法作为血压测量的“金标准”,在临床医学上被广泛使用^[3]。随后出现的振荡法^[4]、容积补偿法^[5]、张力测量法^[6]以及光学容积描记法^[7]等无创血压测量方法,将其的发展推向了一个新的高度。

光学容积描记法具有成本低、功耗低、体积小、无需袖带充气和可连续测量等优点,适用于可穿戴设备。该方法大多采用光电传感器采集人体生理信号,将其的发展推向了一个新的高度。

研究方向:超密度网络干扰管理、物联网应用。

号,由光电传感器在人体表面检测出的脉搏信号称为光电容积脉搏波,简称PPG信号。其工作原理为:发光二极管发射一束特定波长的光,并在人体表面照射。血液中的细胞能对光进行吸收,并随着心脏搏动引起反射光强度的变化。光敏传感器对反射光进行收集,并对反射光中的交流成分进行描记,得到PPG信号^[8]。

当前市场上已出现通过PPG信号测量血压的设备,如血压手环等。尽管血压手环的问世给消费者提供了,更为方便、快捷的测量途径。但从消费者反馈来看,其存在测量不准确的问题。例如短时间内测量差别较大或无法测得数据,给消费者带来困扰。错误的血压易给消费者造成心理压力,尤其是心血管病患者甚至会出现惊慌恐惧的表现,导致不必要的身心伤害。这些设备检测不准确的根本原因是PPG信号处理和计算模型设计不恰当,不能准确反应人体血压状况。针对上述问题,本文设计了一种基于单路PPG信号的血压检测算法。其相比现有算法复杂度低,且易于在低功耗、低速率设备上实现。使用该算法测量的血压值将尽可能地缩小与真实值的差距,实现血压标准差满足AAMI不大于8 mmHg的目标^[9]。

1 当前研究现状

目前,基于PPG的血压算法主要有ECG与PPG结合法、多路PPG结合法以及脉搏波特征参数法。

1.1 ECG与PPG结合法

脉搏波从心脏位置传导至PPG信号测试点的时间差,称为脉搏波传导时间(Pulse Transit Time, PTT)^[10]。PTT血压测量模型通常使用心电信号(Electrocardiogram, ECG)作为PTT的起点,而在身体其他位置(如耳垂、指尖)记录的PPG信号作为PTT的终点^[11]。通过识别ECG信号和PPG信号的主波峰,便可得到两个主波峰的时间间隔PTT。PTT与SBP成线性相关,运用线性回归方程建立矫正系数,能较准确地计算出SBP^[12]。但PTT与DBP相关性较小,通常配合其他方法计算DBP。而因人体差异及活动状态差异,需不断对PTT模型进行校准。相对于其他研究方法,该方法的理论研究较为成熟,血压测量模型已能较准确地测量血压。但除了所需测量的PPG信号外,该方法还需额外的设备测量ECG信号。而ECG信号需要在人体多个部位固定电极,故需要多条电极引线,设备结构复杂,导致测量不便^[13]。

1.2 两路PPG结合法

两路光电容积脉搏波结合法利用人体两个不同部位,如手指、手腕、耳垂间等。根据测得的两路脉搏波信号特征点的脉搏到达时间差(Pulse Arrive Time Difference, PATD),通过PATD模型来估算血压^[14]。该方法相比ECG与PPG结合法,在设备复杂度上更加简单,成本较低。但需要佩戴多个传感器,且传感器的时间同步要求度高,一定程度上加大了测量难度。

1.3 脉搏波特征参数法

脉搏波特征参数法的核心在于,建立脉搏波特征参数与血压之间的关系。该方法提取每搏血压值及对应的脉搏波特征参数,并分析血压值与脉搏波特征参数间的相关性。选择相关性较大的特征参数与血压进行回归分析,推导出血压和特征参数的方程^[15]。相比前两种只需提取主波峰特征点的方法,脉搏波特征参数法通常需要多个特征点,对PPG信号的完整程度要求较高。PPG信号处理方法复杂,特征点提取难,是该方法的主要问题。通常情况下,脉搏波特征参数法只需一路PPG信号便可实现血压的测量,这使得测量设备体积较小,成本和功耗也相对较低,适用于如智能手环等单点检测的低功耗穿戴设备。因此,本文采用脉搏波特征参数法设计了一种血压测量算法。

2 血压算法实现

文中首先通过识别每个脉搏波的起始位置对PPG信号进行周期分割;接着对每个脉搏波的特征点进行识别;进而对PPG信号进行基线校准和归一化处理便于计算特征值;最后探究特征值与血压之间的相关性,筛选出相关性较大的特征值并建立血压计算模型,从而计算出血压。本文设计的血压算法基本流程,如图1所示。

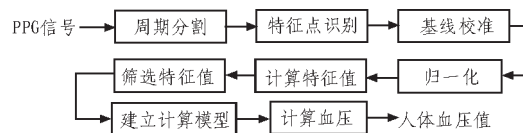


图1 血压算法基本流程

2.1 特征点的识别

图2是一个完整的脉搏波示意图。本文设定一个脉搏波中有A、B、C、D和E五个特征点,A点为起点;B点为主波峰及最大值点;C点为次波谷;D点为次波峰;E点为终点,也是下一个周期波形的起点。其中,A、E两点均为主波谷及最小值点。

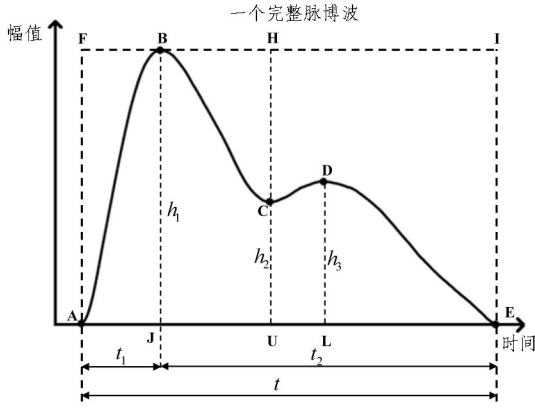


图2 一个完整脉搏波

2.1.1 实验数据采集

文中的实验对象为年龄在20~50周岁的健康成年人。实验对象采用静坐姿势,通过传感器MAX30102^[16]采集PPG信号。MAX30102体积小、功耗低,已大量应用于三星多种型号手机,且适用于穿戴设备。本文设采样频率为 $f_s=400$ Hz,测试时间为5 s。其中,400 Hz的采样频率较为适中。既能防止因采样频率较小而样本点数量不足,导致时间参数不准确;又能避免采样频率较大样本数较多,给计算带来过多的开销。而5 s的测试时间既能保证一定数量的脉搏波参与血压的计算,又能确保设备的快速测量。PPG信号的采集部位为左手食指指尖处,测量过程中手指紧贴MAX30102感应面板,并保持指尖和传感器不发生相对位移或整体抖动。同时,通过袖带充气式电子血压计Omron HEM-7052在人体左臂桡动脉(左手臂肘位置)记录真实血压值。

2.1.2 滤波处理

由于周围光的噪声影响,原始PPG信号的波形具有毛刺,特征点不易识别。令 $S_r(n)$ 表示原始PPG序列,其中 $n=0,1,\dots,1999$ 表示样本编号。本文对 $S_r(n)$ 进行跨度为15的滑动均匀滤波,得到滤波后的脉搏波序列 $S_s(n)$,如公式(1)所示。滑动均匀滤波计算简单,在信号采集条件较为理想的情况下,能保持波形特征情况下消除毛刺。

$$S_s(i) = \begin{cases} \left(\sum_{j=0}^{2i} S_r(j) \right) / (2i+1), & i \in [0, 6] \\ \left(\sum_{j=i-7}^{i+7} S_r(j) \right) / 15, & i \in [7, 1993] \\ \left(\sum_{j=2i-1999}^{1999} S_r(j) \right) / (7999-2i), & i \in [493, 1999] \end{cases} \quad (1)$$

2.1.3 周期分割

对PPG信号进行周期分割的前提是,确定每个脉搏波的A点。PPG信号的二阶导函数称为加速度容积脉搏波(Acceleration Plethysmogram, APG),简称APG信号^[17]。如图3所示,APG信号中最早出现的正向波称为a波,a波波峰对应PPG信号的A点^[18-20]。相比PPG信号的A点,a波波峰更尖锐,特征更明显。本文通过自适应阈值法,对APG信号的a波波峰进行识别,以确定A点。

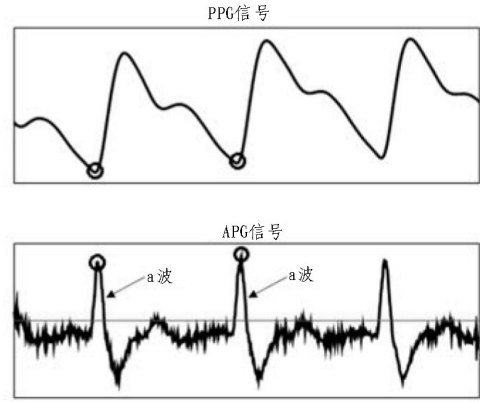


图3 APG与PPG

文中先对 $S_s(n)$ 进行二阶差分计算得到APG信号序列 $S_a(n)$,如式(2)所示。

$$\begin{aligned} S_a(i) &= (S_s(i) - S_s(i-1)) - (S_s(i-1) - S_s(i-2)) \\ &= S_s(i) - 2S_s(i-1) + S_s(i-2), i \in [0, 1998] \end{aligned} \quad (2)$$

本文设门限值 $T=0.6 \max(S_a(n))$,其中 $\max(S_a(n))$ 表示当前测试时间APG信号的最大值。当信号质量较为理想时,0.6的系数大小既能保证a波波峰点位于门限值之上,又能保证其他波峰点位于门限值之下。当 $S_a(n_A) > T$ 时,有 $S_a(n_A) > S_a(n_A-1)$ 且 $S_a(n_A) > S_a(n_A+1)$,则所对应PPG信号的A点为 n_A 。该方法计算简单、效率高,能较好地识别出脉搏周期的A点,如图4所示。

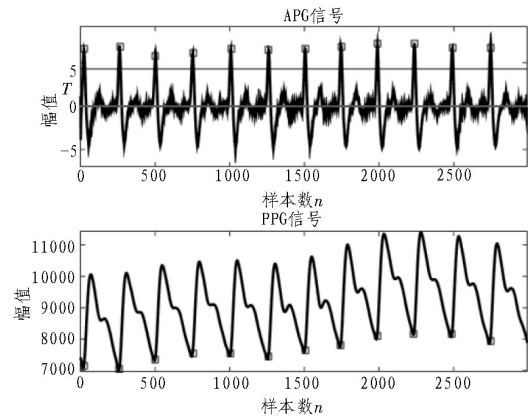


图4 A点识别示意图

2.1.4 特征点识别

本小节阐述脉搏波B、C和D 3个特征点的识别算法。如图5所示为一个完整脉搏波的一阶导信号,本文设定该波形中有M、N、O、P、Q和R 6个特征点,其含义在下文做出解释。

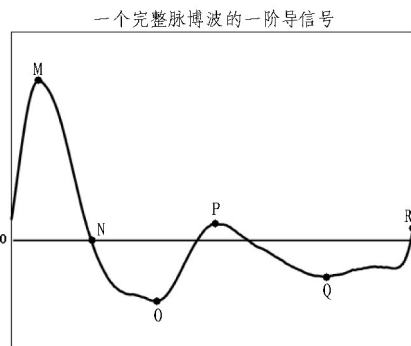


图5 一个完整脉搏波的一阶导信号

B点为PPG信号的主波峰及最大值点,也是一个极大值点。其在PPG信号的一阶导信号中,对应一个由正到负的过零点N,本文通过识别N点来确定B点。令 $S_d(n)$ 为PPG信号序列的一阶差分序列,当 $S_d(n_N) > 0$ 且 $S_d(n_N + 1) < 0$ 成立时,则 n_N 为 $S_s(n)$ 的极大值点。已知D点同样是极大值点,当脉搏波具有较为明显的次波峰时,D点在 $S_d(n)$ 中所对应的点将出现于正轴之上。从而出现其他由正到负的过零点,如图6所示。M点是当前脉搏波一阶导信号的最大值点,本文定义阈值 $G = 0.6 \max(S_d(n))$ 。其中, $\max(S_d(n))$ 表示当前测试时间PPG一阶导信号的最大值。0.6的系数大小既能保证M点位于门限值之上,又能保证其他波峰点位于门限值之下。当 $S_d(n_m) > G$ 时,有 $S_d(n_m) > S_d(n_m - 1)$ 且 $S_d(n_m) > S_d(n_m + 1)$,则M点为 n_m 。已知在当前脉搏波中,N点是M点后的第一个从正到负的过零点,基于此原则可将其余由正到负的零点筛选。最后,N点识别效果如图6所示。

C点和D点的确定,需先通过识别O、P和Q 3个点来确定。已知前文已确定N点,R点为当前脉搏波的最后一个样本点,所以O点作为NR段的最小值,通过最值判决法确定O点;继而P点是OR段信号的最大值,从而确定P点;继而Q点是PR段信号的最小值,从而确定Q点。令O、P和Q的位置分别为 n_o , n_p 与 n_q ,则C和D位置分别为 $(n_o + n_p)/2$ 和 $(n_p + n_q)/2$ 。C和D两点识别效果,如图7所示。通过该方法确定的C点和D点不一定是波形中的实际位置。这是由于PPG信号采集过程中的外界噪声、

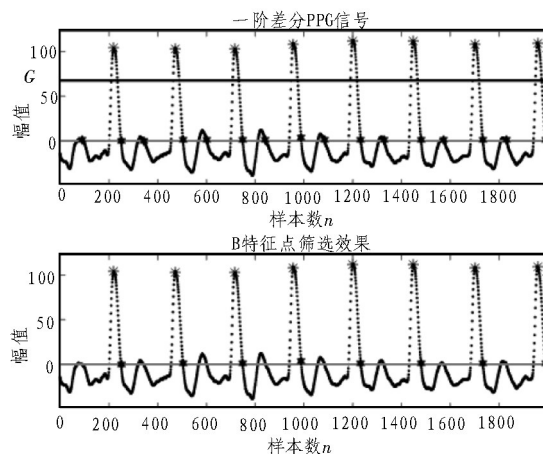


图6 N点识别效果图

人为操作、设备灵敏度等原因,及有可能导致C点和D点分别表现为凹曲线一点和凸曲线一点。在该情况下,不能通过传统的极值法来识别。该方法能够将识别的C点和D点位置尽可能控制在其真实位置附近,由于C点与D点真实位置较为接近,耗时较短。故该算法的误差对最终结果并无较大影响,且提高了脉搏波的利用效率。

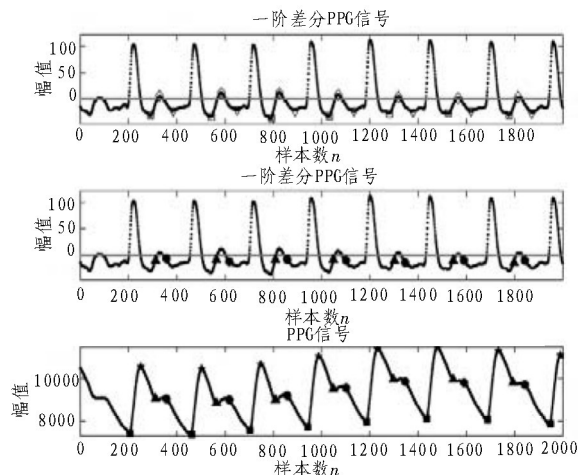


图7 C点和D点识别效果图

2.1.5 基线校准与归一化

采集PPG信号时,由于周围光噪声、手指与MAX30102感应面板间的微弱位移或是手指与MAX30102感应面板接触松紧程度的微弱变化,均会引起信号幅度在较小范围内的无规则变化。如图8所示,以原始PPG信号的下包络线作为基线示意信号的基线漂移问题。基线漂移导致各个脉搏波相同类型特征点的幅值差别较大,从而影响幅度和面积参数特征值,最终影响血压测量结果。因此,本文对信号进行基线校准处理,使每个脉搏波的起点均落

在同一水平位置。

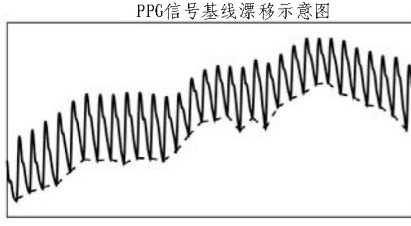


图8 基线漂移示意图

周期分割后,每个脉搏波持续时间较短,可视单个脉搏波的基线漂移是沿一条直线产生的。在单个脉搏波信号中,本文令基线漂移方程为 $y(n)=an+b$, n 为样本编号; a 、 b 表示系数,其可通过该脉搏波的A点和E点求出。令A点和E点坐标分别为 (x_1, y_1) 和 (x_2, y_2) , 则基线漂移方程为 $\frac{y(n)-y_1}{n-x_1} = \frac{y_2-y_1}{x_2-x_1}$ 。再令单个脉搏波信号序列为 $P_r(n)$, 将 $P_r(n)$ 减去 $y(n)$ 的对应项, 得到基线校准后的序列 $P_o(n)$, 如式(3)所示。式中 $i=0, 1, \dots, N-1$, N 表示当前脉搏波的样本数。

$$P_o(i) = P_r(i) - y(i) \quad (3)$$

如图9所示,尽管在单个脉搏波内进行了基线校准,使得每个脉搏波的起点与终点均落在一个水平线。但从整体PPG信号来看,各个脉搏波的位置却不在同一水平线。本文对PPG信号进行归一化处理,使各个脉搏波的起点均落于0。本文将序列 $P_o(n)$ 进行归一化,得到归一化后的序列 $P_n(n)$, 如式(4)所示。式中 P_{MIN} 和 P_{MAX} 分别表示当前脉搏波的最大与最小值, $i=0, 1, \dots, N-1$ 。基线校准和归一化即保存了脉搏波原有的特性,又消除了噪声对幅度参数的影响。

$$P_n(i) = \frac{P_o(i) - P_{MIN}}{P_{MAX} - P_{MIN}} \quad (4)$$

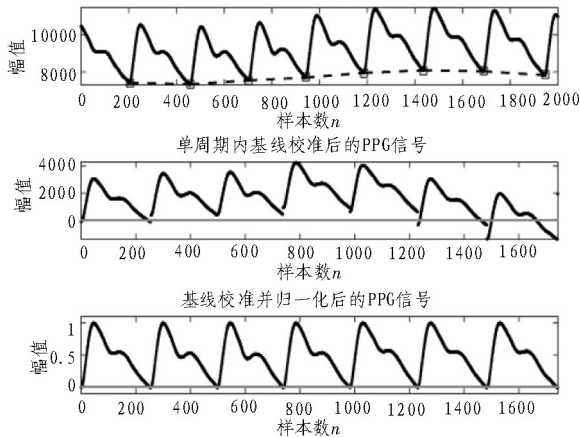


图9 基线校准与归一化示意图

图10所示的是图9中第3个脉搏波的处理示意图。由于噪声的影响,该脉搏波的终点幅值高于起点幅值。基线校准后,使得起点与终点的幅度相同。进而进行归一化处理,在没有影响波形形状的情况下摆脱了幅度的随机波动问题,得到一个波形完整、特征点明显的脉搏波。归一化使得幅度和面积参数更加稳定,且时间参数不受任何影响。

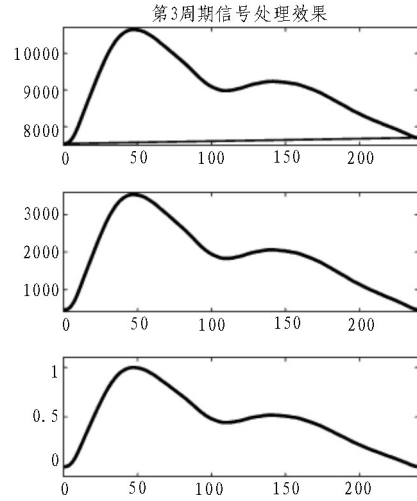


图10 单个脉搏波基线校准与归一化示意图

2.2 血压回归模型

特征点识别出后需计算特征值,接着对这些特征值与袖带充气式电子血压计测量的SBP和DBP分别进行相关性分析,并选择相关性比较大的特征值作为回归变量。再接着将这些回归变量分别与SBP和DBP进行线性回归分析,建立血压与这些特征值之间的回归方程。

2.2.1 特征值计算与筛选

本文选用特征参数主要包括时间参数、幅度参数、面积参数以及人体心率,如图2所示。时间参数有收缩期时间占比 t_1/t 、舒张期时间占比 t_2/t ; 幅度参数有降中峡相对高度 h_2/h_1 、重搏波相对高度 h_3/h_1 。面积参数有脉搏波特征值 $K_1 = S_{ABCU}/S_{AFHU}$ 、 $K_2 = S_{UCDE}/S_{UHE}$ ^[19], 其中 S_{ABCU} 表示 ABCU 4个点围成的面积。面积参数采用微元法进行计算,令一个 t 时间内的脉搏波 ABC 段有 N_1 个样本点, CDE 段有 N_2 个样本点。时间元 $\Delta t = 1/f_s$, 则 K_1 和 K_2 的计算分别,如式(5)与(6)所示。由于信号的归一化操作 $h_1 = 1$ 。

$$K_1 = \frac{S_{ABCU}}{S_{AFHU}} = \frac{\left(\sum_{i=1}^{N_1} P_n(i) \right) \cdot \Delta t}{h_1 N_1 \Delta t} = \frac{\sum_{i=1}^{N_1} P_n(i)}{N_1} \quad (5)$$

$$K_2 = \frac{S_{UCDE}}{S_{UHE}} = \frac{\left(\sum_{i=1}^{N_2} P_n(i) \right) \cdot \Delta t}{h_1 N_2 \Delta t} = \frac{\sum_{i=1}^{N_2} P_n(i)}{N_2} \quad (6)$$

心率参数 HR 直接由式(7)计算得出,式中 $A(i)$ 表示第 i 个脉搏波的起点。

$$hr_i = 60 \cdot f_s / (A(i+1) - A(i)) \text{ bpm} \quad (7)$$

文中共有 50 组有效 PPG 序列参与回归模型的建立,每组序列时长为 5 s,含有 2 000 个样本点,且各组序列对应一组真实血压值。实际上每个脉搏波即可对应一组血压值,考虑到算法的实用性与准确性,本文针对同一种特征值在一个测试序列中,先求出每个脉搏波的特征值,再取平均值作为最终特征值。假设一个测试序列有 m 个脉搏波,对于任意特征值 v ,本文在第 i 个脉搏波中取出特征值 k_i^v , $i=1,2,\dots,m$,并通过式(8)求出该组序列的特征值 v 的最终数值 k^v 。

$$k^v = \left(\sum_{i=1}^m k_i^v \right) / m \quad (8)$$

依次求出 50 组测试序列的各个特征值及血压真实值后,需探究特征值与血压之间的影响效果。本文通过式(9),计算特征值 v 与真实血压值 p 的相关系数 r_i 。式中, v_i 表示第 i 组序列的特征值, \bar{v} 通过式(10)计算,表示 50 个特征值 v 的平均值; \bar{p} 通过式(11)计算,表示 50 个真实血压值 p 的平均值。求得各个特征值与收缩压 SBP、舒张压 DBP 的相关性,如表 1 所示。

$$r_i = \frac{\sum_i (v_i - \bar{v})(p_i - \bar{p})}{\sqrt{\sum_i (v_i - \bar{v})^2} \sqrt{\sum_i (p_i - \bar{p})^2}}, i=1,2,\dots,50 \quad (9)$$

$$\bar{v} = \left(\sum_{i=1}^{50} v_i \right) / 50, i=1,2,\dots,50 \quad (10)$$

$$\bar{p} = \left(\sum_{i=1}^{50} p_i \right) / 50, i=1,2,\dots,50 \quad (11)$$

2.2.2 数学模型建立

文本选择两个相关性最大的特征值作为回归参数。由表 1 可知, t_2/t 和 HR 与 SBP 的相关性较强,逐步分析得到 SBP 的方程为 $SBP = -141.3t_2/t + 0.68HR + 145.6$ 。 t_2/t 和 HR 与 DBP 的相关性较强,逐步分析得到 DBP 的方程为 $DBP = -93.3t_2/t + 0.15HR + 120.6$ 。

表 1 特征值与 SBP、DBP 相关性

特征值	表达式	SBP 相关性	DBP 相关性
收缩期时间占比	t_1/t	0.567 1	0.382 0
舒张期时间占比	t_2/t	-0.680 8	-0.573 0
降中峡相对高度	h_2/h_1	-0.314 1	0.144 3
重搏波相对高度	h_3/h_1	-0.445 7	0.044 1
特征值 K_1	S_{ABCU}/S_{AMSP}	0.100 6	0.298 6
特征值 K_2	S_{PCDE}/S_{PSNE}	-0.105 6	0.266 6
心率	HR	0.739 0	0.428 9

3 试验结果

文中利用 Bland-Altman 方法^[20]对血压算法的准确性进行一致性检验,SBP 和 DBP 的实验结果如图 11 所示。图中,横轴表示真实血压值 BP 和测量血压值 bp 的平均值;纵轴表示 BP 和 bp 的差值。SBP 的一致性占比为 95%,DBP 的一致性占比为 95%,测量结果较为准确。SBP 的精确度为 0.45 ± 6.57 mmHg, DBP 的精确度为 0.09 ± 4.75 mmHg,均满足血压标准差不大于 8 mmHg 的要求。

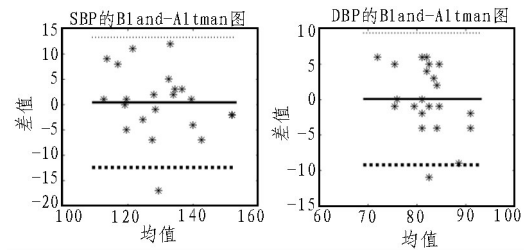


图 11 SBP、DBP 的一致性示意图

4 结束语

文中针对低功耗可穿戴设备^[21],提出了一种低复杂度、高效率的血压测量算法。此方法通过滑动均匀滤波、周期分割、基线校准、归一化等处理,识别出特征点并计算出特征值,进而回归分析建立 SBP、DBP 各自与特征值的关系表达式,实现无创连续的血压测量。本文的血压测量算法与实际的电子血压计具有较好的一致性,SBP 与 DBP 一致性占比均达到 95% 以上,且 SBP 与 DBP 的精确度分别为 0.45 ± 6.57 mmHg 和 0.09 ± 4.75 mmHg,满足血压标准差不大于 8 mmHg 的要求。

参考文献:

- [1] World Health Organization. Noncommunicable diseases (CVDs)[EB/OL]. (2017-04-01)[2017-06-

- 07][<http://www.who.int/mediacentre/factsheets/fs317/en/>.
- [2] Shahrabaki S S, Ahmed B, Penzel T, et al. Photoplethysmography derivatives and pulse transit time in overnight blood pressure monitoring[C].IEEE Engineering in Medicine and Biology Society, 2016.
- [3] Njoun H, Kyriacou P A. Photoplethysmography: towards a non-invasive pressure measurement technique[C].IEEE Engineering in Medicine and Biology Society, 2016.
- [4] Fan Z, Zhang G, Liao S. Clinical analysis for cardiovascular disease by calculating stiffness index, cardiac output from pulse wave[C].IEEE Electrical and Computer Engineering, 2009.
- [5] Kohara K, Tabara Y, Oshiumi A, et al. Radial augmentation index: a useful and easily obtainable parameter for vascular aging[J].American Journal Hypertension, 2005, 18(S1): 11-14.
- [6] 杨锋, 卢竞前, 何亚磊, 等. 不同中心动脉压测定方法的差异及临床意义[J].吉林医学, 2013, 34(34): 7168-7169.
- [7] Duan K, Qian Z, Atef M, et al. A feature exploration methodology for learning based cuffless blood pressure measurement using photoplethysmography[C].IEEE Engineering in Medicine and Biology Society, 2016.
- [8] 张珣, 傅伟伟. 基于脉搏波速法的动态血压测量系统设计[J].电子科技, 2014, 27(1): 63-66.
- [9] Association for the Advancement of Medical Instrumentation. ANSI/AAMI/ISO 81060-2:2013 Non-invasive sphygmomanometers - Part 2: Clinical investigation of automated measurement type[M].Arlington, VA: Association for the Advancement of Medical Instrumentation, 2013.
- [10] Ghosh S, Banerjee A, Ray N, et al. Continuous blood pressure prediction from pulse transit time using ECG and PPG signals[C].IEEE Healthcare Innovation Point-Of-Care Technologies Conference, 2016.
- [11] Bose S S N, Kumar C S. Improving the performance of continuous non-invasive estimation of blood pressure using ECG and PPG[C].IEEE India Conference, 2015.
- [12] Zhang Y, Berthelot M, Lo B. Wireless wearable photoplethysmography sensors for continuous blood pressure monitoring[C].IEEE Wireless Health, 2016.
- [13] 张旭, 欧阳斌林, 李景辉, 等. 便携式电子血压计连续动态监测的设计[J].电子科技, 2010, 23(5): 76-80.
- [14] Chen C M, Onyenso K, Yang G Z, et al. A multi-sensor platform for monitoring diabetic peripheral neuropathy[C].IEEE Wearable and Implantable Body Sensor Networks, 2015.
- [15] 高有华, 袁宏, 李忠波, 等. 基于EWB电子脉搏测量仪的仿真研究[J].沈阳工业大学学报, 2004, 26(4): 403-406.
- [16] Maxim Integrated. High-sensitivity pulse oximeter and heart-rate sensor for wearable health[DB/OL]. (2016-09-21)[2017-11-1] <https://www.maximintegrated.com/en/products/analog/sensors-and-sensor-interface/MAX30102.html>.
- [17] Elgendi M, Jonkman M, Boer F D. Applying the APG to measure heart rate variability[C].International Conference on Computer and Automation Engineering, IEEE.
- [18] Xiong J, Cai L, Jiang D, et al. Spectral matrix decomposition-based motion artifacts removal in multi-channel PPG sensor signals[J].IEEE Access, 2016(4): 3076-3086.
- [19] 赵志强, 郑国维, 沈巍, 等. 脉搏波信号降噪和特征点识别研究[J].电子设计工程, 2013, 21(5): 57-60.
- [20] 萨建, 刘桂芬. 定量测量结果的一致性评价及Bland-Altman法的应用[J].中国卫生统计, 2011, 28(4): 409-411.
- [21] 梅涛, 黄堡垒, 徐晓光. 嵌入式系统网卡驱动模型设计与实现[J].电子科技, 2016(4): 111-115.