

基于心电与脉搏波的血压检测算法的改进

徐久强, 蔺弘济, 李 晗, 赵 海

(东北大学 信息科学与工程学院, 辽宁 沈阳 110819)

摘 要: 针对基于心电和脉搏波的无创连续血压检测方法中特征点提取算法的计算量大的问题, 提出了一种改进的提取特征点的差分算法, 改进后算法的效率和特征点检测的精准度都得到了很大的提高. 通过对采样数据进行相关性分析和回归分析, 可以看到脉搏波传播时间与收缩压有强相关性, 而与舒张压成中度相关. 实验结果表明, 利用改进后的特征点提取算法能够较准确地计算出脉搏波传播时间, 进而计算出个体的收缩压, 并且能够很好地满足 AAMI 国际标准对无创血压检测误差的要求.

关 键 词: 心电; 脉搏波; 血压; 特征点检测; 相关性分析; 回归分析

中图分类号: TP 274

文献标志码: A

文章编号: 1005-3026(2014)01-0033-05

Improvement of Blood Pressure Measurement Based on ECG and PPG

XU Jiu-qiang, LIN Hong-ji, LI Han, ZHAO Hai

(School of Information Science & Engineering, Northeastern University, Shenyang 110819, China. Corresponding author: LIN Hong-ji, E-mail: lhj1987@gmail.com)

Abstract: According to feature point detection algorithm with large computation of blood pressure measurement based on ECG and PPG, a feature point detection algorithm was proposed based on an improved difference method. The efficiency of the improved algorithm and the accuracy of the feature point detection had been largely improved. Through correlation analysis and regression analysis of the sampling data, the SBP (systolic blood pressure) had a strong correlation with PWTT (pulse wave transmit time), but DBP (diastolic blood pressure) had a moderate correlation with PWTT. The experimental results indicated that using the improved algorithm, the PWTT could be calculated accurately, and then the SBP could be obtained. Also the deviation requirement could be met to noninvasive blood pressure measurement of AAMI.

Key words: ECG; PPG; blood pressure; feature point detection; correlation analysis; regression analysis

血压是人体重要的生理参数, 能够反映出人体心脏和血管的功能状况. 血压又分为收缩压 (SBP) 和舒张压 (DBP)^[1]. 目前, 血压的测量方法大体可分两大类: 一是直接测量法, 这种方法能够进行直接连续测量, 而且最为准确, 但其技术要求高, 是有创检测, 不适合日常应用; 二是间接测量法, 目前市场上的相关产品原理主要集中在柯氏音法和示波法. 此类方法简便易行, 因此在临床上得到广泛应用, 但是该方法只能得到人体某一时刻的血压值, 无法进行实时连续监测.

由于人的血压并不是一直保持恒定, 它会受多种因素的影响, 例如情绪、运动等, 方便的连续无创血压测量方法在临床的血压检测中有着重要意义.

利用脉搏波传播时间 (pulse wave transmit time, PWTT) 测量血压法作为一种连续无创血压测量方法得到较多研究而备受重视^[2-4].

目前, 脉搏波传播时间 PWTT 计算方法的计算量较大, 容易受到噪声的干扰^[5-12]. 本文针对这两个问题提出一种改进的特征点提取方法.

1 特征参数的确定与特征点的提取

1.1 特征参数的确定

文献[2]提出了一个血压变化与脉搏波传播时间 PWTT 的线性模型,即在血管的弹性保持不变的情况下,血压与 PWTT 呈线性相关.而对于个体而言,在短时间内,其血管弹性不会发生大的改变,所以,通过测量 PWTT 的变化,就可以估算出血压的变化^[12],从而有以下关系:

$$BP = a + b \times PWTT. \tag{1}$$

其中, BP 是血压, a 和 b 是待定系数. 从式(1)中可以看出, 待定系数可以在血压变化的情况下通过拟合得到, 从而得到个体的血压计算公式.

PWTT 是指心电信号(ECG)的 R 波峰值点与脉搏波信号(PPG)主峰值点的时间差值. 这样在对 ECG 信号和 PPG 信号的特征点提取时, 关键问题是对 ECG 和 PPG 信号求极大值点.

1.2 一种改进的特征点提取方法

由特征参数可以确定需要定位的特征点为 ECG 信号的 R 波峰值点和 PPG 信号主波峰值点. 对预处理后的 ECG 和 PPG 两种波形进行对比后发现, ECG 与 PPG 的波形周期相同, 在一个周期内每种波形波峰与波谷之间的差值明显, 而且每种波在相邻两波的幅值和心脏收缩时间上不会发生突变. 利用 PPG 与 ECG 形态上具有的特点, 采用适当的算法将 ECG 信号的 R 波峰值点和 PPG 信号的主波峰值点提取出来. ECG 信号、PPG 信号、特征参数和特征点如图 1 所示.

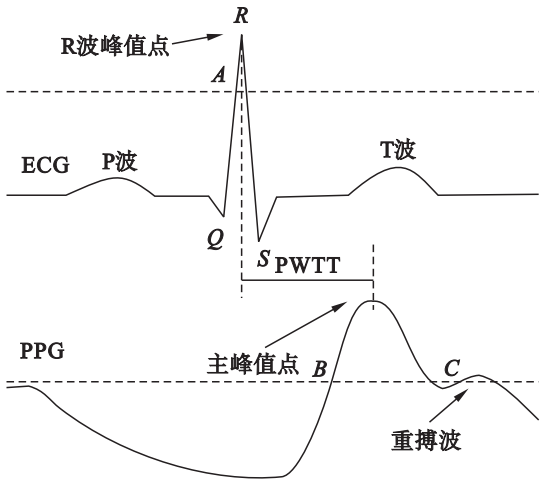


图 1 ECG 和 PPG 的波形图
Fig. 1 The waveforms of ECG and PPG

在数学领域对连续函数求解极大值和极小值时,通常采用求导数的方法,而对于心电和脉搏信号等离散数据,可以采用差分来代替求导方法.

但是在 ECG 信号中,存在 P 波和 T 波, PPG 信号也存在重搏波,这会使一个周期内 ECG 信号存在多个极大值, PPG 存在多个极小值,增加了检测难度. 为了计算和查找的方便,大多数算法采用的是差分阈值法,即首先利用差分法寻找 ECG 和 PPG 的极大值点,然后利用阈值将 ECG 的 P 波、T 波和 PPG 的重搏波的干扰点剔除掉,从而提取出 ECG 和 PPG 的峰值点. 为了方便后面对算法效率进行分析,这里设对一种波形的所有数据做一阶差分的时间为 t , 做二阶差分时间为 $2t$, 干扰点剔除的时间可以忽略不计, 则传统提取算法的耗时主要是差分运算所耗时间(对 ECG 做二阶差分、PPG 做一阶差分), 约为 $T_1 = 3t$. 本文提出了一种改进的差分法提取 ECG 和 PPG 的特征点.

1.2.1 确定贯穿上升沿的数值 H_{ECG} 和 H_{PPG}

借鉴 EMD(empirical mode decomposition) 中的穿级计数法(level crossing counting method) 原理, 分别求出贯穿过 ECG 和 PPG 信号所有上升沿的数值 H_{ECG} 和 H_{PPG} , 为了方便运算, 这里采用阈值的选取原理来确定 H_{ECG} 和 H_{PPG} .

对采集的 ECG 信号和 PPG 信号进行深入研究后,发现每种波在相邻两波的幅值和心脏收缩时间上不会发生突变. 心电信号相邻两波间幅度的最大变化率不超过 60%, 而脉搏波信号两波间幅度的最大变化率不超过 40%. 并且 ECG 信号的 P 波和 T 波的相对高度低于 R 波的 2/3, 而脉搏波的重搏波的相对高度值低于波谷处的相对高度值的 1/2, 因此, 可以分别设定 H_{ECG} 和 H_{PPG} 为最大幅度的 2/3 和 1/2. 在不存在重大干扰的情况下, 这是允许的, 但是由于要处理的信号时间长, 数据量大, 而且信号的幅度随生理或检测情况的变化常有较大的变化, 这样便存在干扰比较大的情况, 因此采用分段处理的方法, 即

$$H_{ECG}(i) = \frac{2}{3}(E_{\max}(i) - E_{\min}(i)) + E_{\min}(i),$$

$$H_{PPG}(i) = \frac{1}{2}(P_{\max}(i) - P_{\min}(i)) + P_{\min}(i).$$

其中: $E_{\max}(i)$, $E_{\min}(i)$ 为第 i 分段 ECG 的最大值和最小值; $P_{\max}(i)$, $P_{\min}(i)$ 为第 i 分段 PPG 的最大值和最小值. 这样既消除了干扰的影响, 计算效率又比较高, 并且能够兼顾整个样本数据. 其中时间间隔尺度是由人体的心率决定, 这样做既可以提高算法的效率, 又可以减小干扰的影响.

1.2.2 确定靠近 H_{ECG} 和 H_{PPG} 值的点

设 $E(x_n)$, $P(x_n)$ 分别为滤波后 ECG 和 PPG

的第 x_n 时刻的采样信号. 分别在 ECG 和 PPG 波形的上升沿中找出最靠近 H_{ECG} 和 H_{PPG} 值的每个点, 即找出满足式(2), 式(3)的点 $(x_i, E_1(x_i))$ 和 $(x_j, P_1(x_j))$,

$$\left. \begin{aligned} E(x_n) &\leq H_{\text{ECG}}, \\ E(x_{n+1}) &> H_{\text{ECG}}. \end{aligned} \right\} \quad (2)$$

$$\left. \begin{aligned} P(x_n) &\leq H_{\text{PPG}}, \\ P(x_{n+1}) &> H_{\text{PPG}}. \end{aligned} \right\} \quad (3)$$

如图 1 中找出的点有 A, B, C, 这些点为后面的差分运算指明了起始点.

1.2.3 改进的趋势平均的差分求极值点法

虽然对采集数据进行了一些去噪处理, 但是在波形中还是存在少量的噪声, 如果对这样的波形进行标准差分法求极值点, 会定位出很多不是真正的极值点. 为了更好地定位极值点而不受噪声的干扰, 本文采用了一种基于改进趋势平均法的差分法求极值点, 这样使特征点提取更加精确.

设 $E(x_n), P(x_n)$ 分别为滤波后 ECG 和 PPG 的第 x_n 时刻的采样信号. 对每点进行下列改进的差分运算, 其解析式为

$$\Delta E(x_n) = \frac{1}{t} \sum_{i=1}^t \Delta e_i(x_n), \quad t \leq n \leq k - t; \quad (4)$$

$$\Delta P(x_n) = \frac{1}{t} \sum_{i=1}^t \Delta p_i(x_n), \quad t \leq n \leq k - t. \quad (5)$$

其中,

$$\Delta e_i(x_n) = E(x_{n+k}) - E(x_{n-k}), \quad i = 1, 2, \dots, t;$$

$$\Delta p_i(x_n) = P(x_{n+k}) - P(x_{n-k}), \quad i = 1, 2, \dots, t.$$

式中: k 为每段采样数据的个数; t 为经验值, 随着采样频率的变化, t 取值也随之变化, 大小不是恒定不变的, 根据实际需要和实践经验确定.

在确定求极值点的方法后, 从靠近 H_{ECG} 和 H_{PPG} 值的每个点 $(x_i, E(x_i))$ 和 $(x_j, P(x_j))$ 开始, 沿着上升沿向右利用差分运算寻找极大值点, 即找到满足下列条件的点 $(x_i, E_2(x_i))$ 和 $(x_j, P_2(x_j))$,

$$\Delta E(x_n) \geq 0, \quad \Delta E(x_{n+1}) \leq 0, \quad 4 \leq n \leq k - 4; \quad (6)$$

$$\Delta P(x_n) \geq 0, \quad \Delta P(x_{n+1}) \leq 0, \quad 4 \leq n \leq k - 4. \quad (7)$$

判断每个波峰值点是否属于 ECG 的 R 波或脉搏波主波, 从而剔除干扰点, 如 C 点.

1.3 提取特征点的操作步骤

设 $E(x_n), P(x_n)$ 是经过滤波降噪后的 ECG 和 PPG 信号, 贯穿 ECG 和 PPG 上升沿所确定的值为 H_{ECG} 和 H_{PPG} . $(x_i, E_1(x_i)), (x_j, P_1(x_j))$ 分别是利用式(2), 式(3)找到的 ECG 和 PPG 上升沿中最靠近 H_{ECG} 和 H_{PPG} 的每个点, 如图 2 所示空心点.

从点 $(x_i, E_1(x_i))$ 和 $(x_j, P_1(x_j))$ 向右侧利用改进的差分法寻找极大值点, 也就是满足式(6),

式(7)的点. 设这些极大值点为 $(x_i, E_2(x_i)), (x_j, P_2(x_j))$, 如图 3 所示.

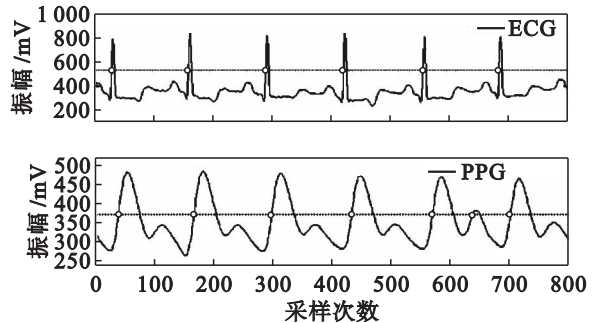


图 2 ECG 和 PPG 上升沿中最靠近阈值的点
Fig. 2 The points closest to threshold at rising edge

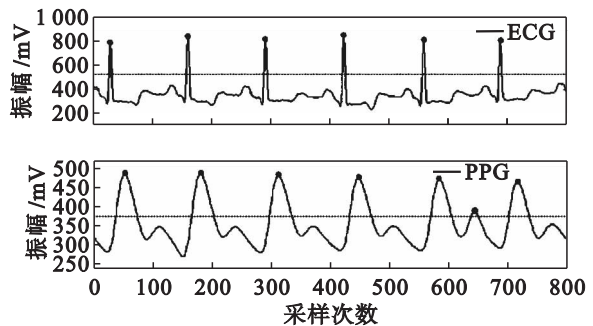


图 3 ECG 与 PPG 通过差分找到的极大值点
Fig. 3 The maximal points of ECG and PPG using difference method

为了得到准确的 ECG 的 R 波的峰值点和 PPG 的主波峰值点, 只需判断每个极大值点与 H_{ECG} 和 H_{PPG} 的距离即可剔除干扰点, 从而得到 ECG 的 R 波的峰值点 $(x_i, E_3(x_i))$ 和 PPG 的主波峰值点 $(x_j, P_3(x_j))$.

1.4 算法运算量分析

改进后的特征点提取算法的计算量主要集中在改进后的差分运算确定极值点上面. 设对一种波形的所有数据做一阶差分的时间为 t , 从图 1 中可以看出, 对 ECG 和 PPG 所做的差分运算只是在上升沿的虚线上面到极大值点的一段, 分别占 ECG 和 PPG 的不到 $1/8$ 和 $1/4$, 从而总的计算时间约为 $T_2 = 0.375t$. 比改进前的特征点提取算法计算量少了近 87.5%. 如果将算法在单片机上运行, 这将在很大程度上减少了计算量和耗能.

2 实验和数据分析

2.1 实验平台

实验采用透射式光电脉搏传感器和双导体联心电传感器同步采集光电容积脉搏波和心电图信号, 采样频率为 200 Hz, 并将数据通过蓝牙模块

上传给监护服务器,在服务器上进行同步 ECG 与 PPG 信号的分离,最后进行数据分析.

实验硬件包括原始 ECG 和 PPG 信号的同步采集,将采集的信号通过初级放大电路后,经过高通与低通的滤波除去由于工频干扰及抖动造成的噪声,通过二级放大电路对信号进行进一步放大,将电位上移,用 AD 转换电路将采集到的电压值转化为数字信号并输出.采集的 ECG 和 PPG 信号经蓝牙发送到上位机软件进行数据分析.

上位机检测系统是在 Windows 操作系统下开发的可视化平台,主要用于心电信号以及脉搏波信号的后处理、存储及显示.软件主要包括蓝牙接收模块、特征点识别模块、PWTT 与心率计算模块、血压计算模块、数据库模块.特征点识别模块应用的是本文提出的改进后的特征点提取算法.软件的实际效果如图 4 所示.



图 4 软件的实际界面
Fig. 4 The software interface

2.2 实验方案

本文选取式(1)的模型.这样,问题的关键就变为确定常数 a 和系数 b .从原理上讲,两个待定参数最少需要用两组独立的实验来确定.

考虑到人体生理因素,如心搏出量、血管壁弹性,以及血液密度等存在差异,因此本实验是对单个样本运动前后的收缩压与舒张压和 PWTT 做相关性分析,然后利用线性估计对其做回归分析,进而得出每个样本的回归方程.

本实验对象为 10 名健康的志愿者,分别以 2 min 为时间间隔测量其在运动过程中的血压值和 PWTT 值,测量时长为 28 min.

2.3 数据分析

图 5 是其中一位志愿者的收缩压和舒张压与 PWTT 值在同坐标下进行的描记.

从图中可以看到收缩压(SBP)与 PWTT 呈明显的强相关,而舒张压(DBP)与 PWTT 的关联

关系不是很明显.为了判断脉搏波传播时间 PWTT 与收缩压和舒张压之间存在的线性相关程度,这里采用 Pearson 相关系数进行衡量,并使用 SPSS 统计分析软件对数据进行相关性分析.

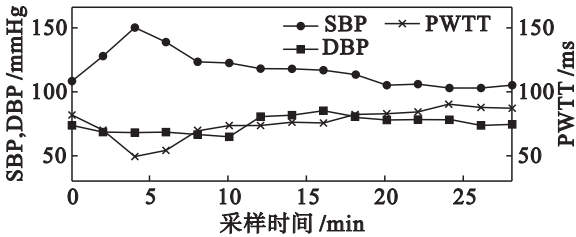


图 5 志愿者的采集数据的描记图
Fig. 5 The tracing of volunteer's data

Pearson 相关系数公式是描述具有线性关系的两个随机变量 X 与 Y 的相关程度和相关方向的指标.相关系数的值介于 -1 与 $+1$ 之间. $+1$ 表示 X 与 Y 为完全正向线性相关,换句话说所有的点均落在斜率为正的直线上; -1 表示 X 与 Y 为完全负向线性相关,也就是所有点都落在斜率为负的直线上.如果相关系数接近零,则表示 X 与 Y 无线性关系.

表 1 是利用 SPSS 对志愿者进行收缩压和舒张压与 PWTT 的双变量相关性分析结果.

表 1 志愿者的 PWTT 与血压的相关性
Table 1 The correlation of PWTT and blood pressure

测量参数	PWTT	SBP	DBP
相关性	1	-0.983 **	0.535
采样次数 N	15	15	15

注:** 在 0.01 水平(双侧)上显著相关.

通过对单样本不同运动状态的 PWTT 与人体血压的变化进行相关性分析,可以看出,志愿者的 PWTT 与收缩压呈高度相关,与舒张压呈中度相关,表明收缩压与 PWTT 存在较强的线性关系.

为了得到线性的血压计算模型,需要对收缩压与 PWTT 进行线性回归分析.本实验采用强制进入法对 PWTT 与收缩压进行回归分析.这是因为回归分析时只有 PWTT 一种自变量,不需要对自变量进行筛选和逐步回归.利用 Matlab 对收缩压与 PWTT 进行线性回归分析可以得到血压回归方程:

$$SBP_1 = 205.188 - 1.157 \times PWTT_1.$$

为了比较收缩压的计算值与测量值之间的关系,将志愿者的收缩压的拟合直线与实际测量值在同一坐标系下描记,如图 6 所示.

为了验证实验数据的有效性,对志愿者的收

缩压的计算值与实际值进行了误差分析,如图 7 所示.

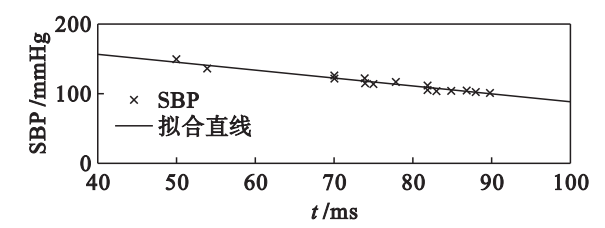


图 6 志愿者收缩压的拟合直线与实际测量值
Fig. 6 Fitting straight lines and actual measured values

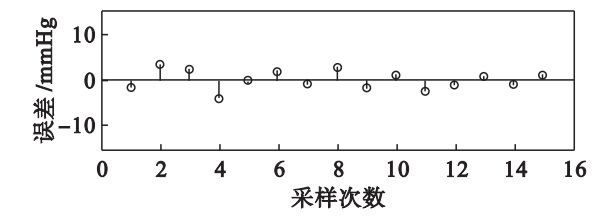


图 7 志愿者收缩压的计算值与实际值的误差
Fig. 7 The errors of the calculated value and the measured value for SBP

由图 7 可以看到,实测血压和计算血压间的误差都在 $\pm 10\text{ mmHg}$ 之内,平均误差为 2.175 mmHg ,误差标准差为 1.199 mmHg ,很好满足 AAMI 国际标准对无创血压的平均误差小于 5 mmHg 、误差的标准差小于 8 mmHg 的要求.

3 结 语

本文从提高特征点提取效率和精确度的角度出发,针对基于 ECG 和 PPG 的血压检测提出了一个效率更高、精准度更好的特征点提取算法.与传统算法比较,改进后算法的计算量大幅度减少,精准度也有所提高.通过实验和数据分析可以得出收缩压与 PWTT 存在强相关性,并可以通过测得 PWTT 对收缩压进行估算.本文在前人的基础上,实现并改进了无创血压特征点提取算法,实验检测值误差很好地满足 AAMI 国际标准对无创血压测量要求,为特征点提取提供了一个更好的方法.

参考文献:

[1] McGhee B. Monitoring arterial blood pressure: what you may not know[J]. *Critical Care Nurse*, 2002, 22(4): 60 – 78.

[2] Lansdown M. A method fusing induced waves to study pressure propagation in human arteries [J]. *Circulation Research*, 1957, 5(6): 594 – 601.

[3] Pitson D J, Stradling J R. Value of beat-to-beat blood pressure changes, detected by pulse transit time in the management of the obstructive sleep apnoea/hypopnoea syndrome[J]. *The European Respiratory Journal*, 1998, 12(3): 685 – 692.

[4] Lass J, Meigas K, Kattai R, *et al.* Optical and electrical methods for pulse wave transit time measurement and its correlation with arterial blood pressure[C]//*Proceedings of the Estonian Academy of Sciences*. Estorian, 2004: 123 – 136.

[5] Shriram R, Wakankar A, Daimiwai N, *et al.* Continuous cuffless blood pressure monitoring based on PTT[C]//*2010 International Conference on Bioinformatics and Biomedical Technology*. Chengdu, 2010: 51 – 55.

[6] McCombie D, Shaltis P. Adaptive hydrostatic blood pressure calibration: development of a wearable, autonomous pulse wave velocity blood pressure monitor[C]//*Proceedings of the 29th Annual International Conference of the IEEE EMBS*. Lyon; IEEE, 2007: 370 – 373.

[7] Sahoo A, Manimegalai P, Thanushkodi K. Wavelet based pulse rate and blood pressure estimation system from ECG and PPG signals [C]//*International Conference on Computer, Communication and Electrical Technology—ICCET*. Tamilnadu; IEEE, 2011: 285 – 289.

[8] 朱凌云, 吴宝明, 曹长修. 一种实时的动态心电图 R 波检测算法[J]. *中国医疗器械杂志*, 2004, 28(2): 89 – 101.

(Zhu Ling-yun, Wu Bao-ming, Cao Chang-xiu. A real-time R-wave detection algorithm of ambulatory ECG signals [J]. *Chinese Journal of Medical Instrumentation*, 2004, 28(2): 89 – 101.)

[9] Wong Y M, Zhang Y T. Effects of exercise on the pulse transit time [C]//*International Workshop on Computer Architectures for Machine Perception*. New Orleans; IEEE, 2004: 101 – 102.

[10] Pan J, Tompkins W J. A real-time QRS detection algorithm [J]. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 1985, 32(3): 230 – 236.

[11] Yu C X, He W, Xiao D P. Noninvasive measurement and evaluation of arterial stiffness[C]//*Proceedings of the IEEE Engineering in Medicine and Biology 27th Annual Conference*. Shanghai, 2005: 5483 – 5485.

[12] 向海燕. 无创伤人体逐拍动脉血压测量技术[D]. 西安: 第四军医大学, 2005.

(Xiang Hai-yan. Continuous non-invasive blood pressure measurement using the pulse wave transit time[D]. Xi'an: The Fourth Medical University, 2005.)