

文章编号:1004-7220(2019)04-0358-07

# 一种光电容积脉搏波的特征点自动识别算法

李思楠, 王素新

(河北民族师范学院 物理与电子工程系, 河北 承德 067000)

**摘要:**目的 为弥补现有光电容积脉搏波特征点识别算法存在的需要人为设定阈值筛选门限和对复杂波形适应能力较差的缺陷,提出一种基于脉搏波上升支单调增加几何特性的特征点自动识别算法。**方法** 通过两次 Hilbert 变换后过零点检测在每个脉搏周期内确定一个“基准点”,在“基准点”前后搜索距离其最近的凹拐点即为波谷点,凸拐点即为主波峰点。**结果** 利用 MIT-BIH 标准数据库中 18 组数据进行检测验证,平均值达到 99.94% 灵敏度、99.72% 查准率和 99.68% 检测准确率。对比已有的 4 种算法,在查准率上有明显的提升,应对复杂的波形依然能准确识别特征点。**结论** 提出的算法在搜索确定脉搏波波谷点和主波峰值点位置过程中取得较高的检测准确率,同时展现出对波形变化更强的适应力。研究结果为临床上通过脉搏波特征提取进行生理病理分析提供良好基础。

**关键词:**特征点识别;光电容积脉搏波;上升支单调特性;希尔伯特变换

中图分类号: TP 399 文献标志码: A

DOI: 10.16156/j.1004-7220.2019.04.004

## An Automatic Recognition Algorithm for Feature Points of Photoplethysmography

LI Sinan, WANG Suxin

(Department of Physics and Electronic Engineering, Hebei Normal University for Nationalities, Chengde 067000, Hebei, China)

**Abstract: Objective** In order to make up for the deficiency in the existing photoplethysmography feature point recognition algorithms which need manually setting the selecting threshold and have poor adaptability to complex waveforms, an automatic recognition algorithm for feature points based on monotonic increase in geometrical characteristics of pulse wave ascending branch was proposed. **Methods** A ‘reference point’ was determined in each pulse period by zero crossing detection after two Hilbert transformation. The nearest concave and convex inflection points that searched around the ‘reference points’ were the notches and systolic peaks. **Results** By using the 18 sets of data in the MIT-BIH standard database for verification, the average sensitivity, precision and detection accuracy reached 99.94%, 99.72% and 99.68%, respectively. Compared with the existing four algorithms, there was a significant improvement in the precision. Feature points could still be accurately identified for complex waveforms. **Conclusions** The proposed algorithm achieved a higher detection accuracy in the process of searching and determining the position of the pulse wave notches and systolic peaks, and exhibited a stronger adaptability to the waveform change. The research results provide a good foundation for physiological and pathological analysis through pulse wave features extraction in clinic.

**Key words:** feature point recognition; photoplethysmography; monotonic characteristics of ascending branch; Hilbert transformation

收稿日期:2018-09-09; 修回日期:2018-09-25

基金项目:河北民族师范学院博士科研启动基金项目(DR201601),河北民族师范学院普通基金项目(PT2017008)

通信作者:李思楠,助教,E-mail: lisinan2012@126.com

脉搏波中蕴含着人体生理病理的重要信息。利用光电容积脉搏波描记法<sup>[1]</sup>获取的脉搏波信号已经在临床上用于监测血氧含量<sup>[2]</sup>,而从采集得到的光电容积脉搏波中分析计算心率<sup>[3]</sup>、呼吸率<sup>[4-5]</sup>、血压<sup>[6]</sup>等重要生理参数以及对人体情绪、状态的分析判断<sup>[7-9]</sup>也已得到广泛研究,甚至被应用到可穿戴的体域网领域。

通常通过划定相邻脉搏波的谷值点  $a_i$  和  $a_{i+1}$  或相邻的主波峰值点  $b_i$  和  $b_{i+1}$  之间的间隔来划分每个脉搏周期,每个脉搏波完整周期对应应心脏收缩和舒张的整个过程,波形特征的变化直接对应人体生理状态的变化<sup>[10-11]</sup>。脉搏波上升支代表左心室向主动脉快速射血的过程,上升时间  $t_1$  和上升支高度与血管壁弹性和射血速度等参数有关;脉搏波的下降支表示心室的舒张期过程,下降时间  $t_2$  与外周阻力有关(见图1)。为了更好地研究脉搏波波形特征与人体生理状态的内在联系,特征点的识别和划分是进行此项工作的前提和基础。连续时间段内采集的脉搏波数据量庞大,人工识别的方式已经不能满足要求,故脉搏波特征的自动识别和划分得到广泛研究。Schmidt 等<sup>[12]</sup>通过设定归一化幅值阈值的方式,将大于给定阈值的点识别为峰值点;Pachauri 等<sup>[13]</sup>采用滑动时间窗获取脉搏波能量包络,并通过设定的阈值选择包络中的峰值点,满足设定峰值点间隔的即为“主波峰值点”;Iliev 等<sup>[14]</sup>认为,峰值点的选择要满足相邻峰值点间隔  $T > 200$  ms,上升支持续时间  $t_1 > 40$  ms,上升支的增长速度大于整个信号幅度变化的 5%。然而上述 3 种方法的缺点在于固定阈值的设定并不会随着环境的变化而自动调整,对于复杂形态的脉搏波形处理效果较差。Scholkmann 等<sup>[15]</sup>提出了一种利用滑动时间窗自动检测局部最大峰值点的方法,但并未给出窗宽度的选择依据。本文提出一种

脉搏波特征识别算法,利用脉搏波上升支的单调特性,在找出每个上升支的“基准点”之后,搜索距离该点最近的凹、凸拐点,即为脉搏波的波谷点和主波峰值点。该算法不再需要任何阈值的设定,充分利用了脉搏波的生理特点,对于复杂形态的脉搏波形同样有很好的识别效果。

## 1 材料与方法

### 1.1 脉搏波信号的预处理

脉搏波信号是一种低频信号,其主要频率集中在 10 Hz 以下,采集过程中不可避免会受到周围环境中温湿度、电磁场以及采集者自身呼吸和运动的影响,使采集得到的信号中会掺杂一些高频噪声和基线漂移。在进行脉搏波特征点识别之前,需要将这些噪声和干扰消除,得到较为纯净的脉搏波,才能体现出人的动脉特性。选择 Sym8 小波作为基函数,使用基于小波分解设置软阈值<sup>[16]</sup>和逆变换重构的方法<sup>[17]</sup>,消除高频噪声及基线漂移,得到平稳的脉搏波信号,便于进行信号的特征识别和划分。

### 1.2 基于脉搏波上升支特性的特征点识别

脉搏波上升支代表左心室向主动脉快速射血的过程,上升沿斜率陡峭,具有单调增加的光滑几何特性。波谷点对应射血开始幅值快速增长的起始时刻,是上升过程的第 1 个凹拐点也是起始点;而主波峰点对应射血结束后幅值开始下降的时刻,是上升过程中的第 1 个凸拐点也是结束点。本算法的设计就是利用这一位置关系,先在上升支中确定一个“基准点”位置,然后搜索距离这个“基准点”的凹、凸拐点,即为这个脉搏周期内的波谷点和主波峰值点。

**1.2.1 差分求导及包络提取** 为了在上升支中找到一个合理的“基准点”位置,首先将经过去噪处理后的平稳脉搏波信号进行一阶差分求导,得到相应的差分序列  $x(n)$ ,如图 2 所示。序列中过零点标注的  $\Delta$  对应了原脉搏波信号中的波谷点,数值由负变正。过零点标注的  $O$  则对应了原脉搏波信号中的主波峰值点,数值由正变负。因此,在每个脉搏周期中相邻两个过零点  $\Delta$  和  $O$  之间的数值为正,显示出了上升支单调增加的特性。而考虑到差分序列  $x(n)$  波形较为复杂,直接从中获取“基准点”位置难度较大,可以通过获取信号包络的方法来保留  $x(n)$  的主要信息特征。

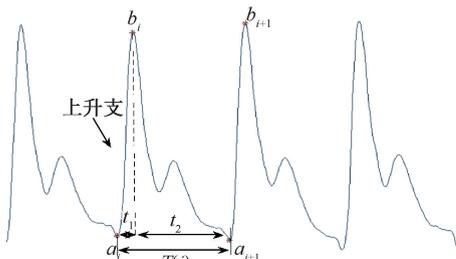


图1 脉搏波波形示意图

Fig.1 Pulse waveform diagram

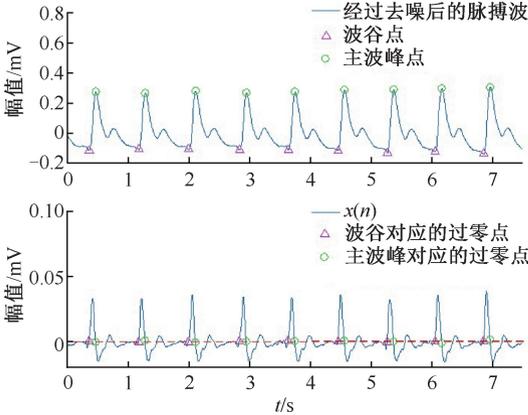


图2 脉搏波中波谷、主波峰位置和波谷、主波峰对应  $x(n)$  中过零点的位置

Fig.2 Locations of systolic peaks and notches in noise removed PPG and locations of the corresponding zero crossing points in  $x(n)$

信号的包络定义为一个解析信号模的形式,  $x(n)$  的解析信号  $X(n)$  的表示如下:

$$X(n) = x(n) + jx(\tilde{n}), \quad n = 1, 2, \dots, N \quad (1)$$

式中:  $x(n)$  代表实数部分;  $x(\tilde{n})$  表示虚部, 虚部由  $x(n)$  进行希尔伯特 (Hilbert) 变换获得。对于离散信号而言, 首先需要对  $x(n)$  进行离散傅里叶变换, 再进行离散 Hilbert 变换<sup>[18]</sup>:

$$F(m) = \sum_{n=1}^N x(n) \cdot e^{-j2\pi mn/N} \quad (2)$$

$m = 1, 2, \dots, N$

将信号  $x(n)$  映射到离散频域  $F(m)$  后, 频率  $m$  与时间域中的  $n$  相对应, 而信号  $F(m)$  也同样为解析信号, 可以表示为:

$$F(m) = F_{\text{Re}}(m) + jF_{\text{Im}}(m) \quad (3)$$

$m = 1, 2, \dots, N$

这样,  $X(n)$  信号的虚部  $x(\tilde{n})$  就可以根据下式来进行离散 Hilbert 变换:

$$x(\tilde{n}) = \frac{1}{N} \left[ \sum_{m=0}^{(N-1)/2} F_{\text{Re}}(m) \sin\left(\frac{2\pi mn}{N}\right) + \sum_{m=0}^{(N-1)/2} F_{\text{Im}}(m) \cos\left(\frac{2\pi mn}{N}\right) - \sum_{m=(N+1)/2}^{N-1} F_{\text{Re}}(m) \sin\left(\frac{2\pi mn}{N}\right) - \sum_{m=(N+1)/2}^{N-1} F_{\text{Im}}(m) \cos\left(\frac{2\pi mn}{N}\right) \right] \quad (4)$$

$$n = 1, 2, \dots, N$$

而解析信号  $X(n)$  的模  $|X(n)|$  也为一个实数, 它表示了信号  $x(n)$  的包络, 计算公式为:

$$|X(n)| = \sqrt{x^2(n) + x^2(\tilde{n})} \quad (5)$$

$n = 1, 2, \dots, N$

通过  $x(n)$  进行离散 Hilbert 变换再取模得到的包络信号  $|X(n)|$  覆盖了整个离散信号  $x(n)$  的轮廓, 它体现了信号  $x(n)$  时域能量的分布情况<sup>[19]</sup>, 幅值上  $|X(n)|$  将  $x(n)$  一直包裹在里面。

**1.2.2 过零点检测** 在取得包络信号  $|X(n)|$  后, 可以看到它的时域波形具有单脉冲的特性, 需要再对其进行第 2 次 Hilbert 变换, 获得的信号  $Y(n)$  在每个周期循环中都具有从负到正的唯一过零点<sup>[20]</sup>, 其计算步骤与式(2)~(4)相同, 首先进行离散傅里叶变换, 获得解析信号:

$$F_{|X|}(m) = \sum_{n=1}^N |X(n)| \cdot e^{-j2\pi mn/N} \quad (6)$$

$m = 1, 2, \dots, N$

它也可以表示为实部和虚部的形式:

$$F_{|X|}(m) = F_{\text{Re}}^{|X|}(m) + jF_{\text{Im}}^{|X|}(m) \quad (7)$$

$m = 1, 2, \dots, N$

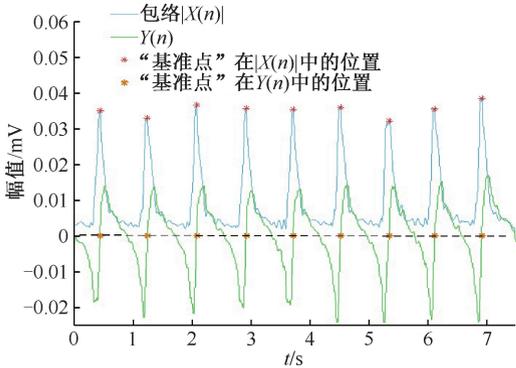
最后, 计算离散 Hilbert 变换求得结果为:

$$Y(n) = \frac{1}{N} \left[ \sum_{m=0}^{(N-1)/2} F_{\text{Re}}^{|X|}(m) \sin\left(\frac{2\pi mn}{N}\right) + \sum_{m=0}^{(N-1)/2} F_{\text{Im}}^{|X|}(m) \cos\left(\frac{2\pi mn}{N}\right) - \sum_{m=(N+1)/2}^{N-1} F_{\text{Re}}^{|X|}(m) \sin\left(\frac{2\pi mn}{N}\right) - \sum_{m=(N+1)/2}^{N-1} F_{\text{Im}}^{|X|}(m) \cos\left(\frac{2\pi mn}{N}\right) \right] \quad (8)$$

$n = 1, 2, \dots, N$

图 3 显示了信号  $|X(n)|$  及其 Hilbert 变换  $Y(n)$ 。可以看出,  $Y(n)$  在每个周期中, 都有一个唯一的数值由负变正的过零点, 也对应着包络信号  $|X(n)|$  的幅值最高点, 这显示出了  $|X(n)|$  的单脉冲几何特性, 也表明在每个脉搏波周期中, 都具有唯一的一个“基准点”, 它即对应着  $Y(n)$  中每个循环唯一的过零点。由此, 确定了“基准点”在脉搏信号中出现的位置。

**1.2.3 特征点检测** 通过  $Y(n)$  信号过零点的检测

图3 信号 $|X(n)|$ 及其对应的 Hilbert 变换 $Y(n)$ Fig.3 Signal  $|X(n)|$  and its Hilbert transformation  $Y(n)$ 

可以直接定位原脉搏波信号中的“基准点”位置。确定“基准点”位置后,从其位置出发,分别向前后搜索,寻找距离“基准点”最近的凹拐点位置即为波谷点,寻找距离“基准点”最近的凸拐点位置即为主波峰点。如图4所示, $Y(n)$ 中过零点对应了脉搏波信号中的“基准点”,在每个脉搏周期内,上升支都呈现单调上升的特性,唯一的“基准点”前后都有唯一的波谷点和主波峰点相对应,波谷点 $\Delta$ 代表1个脉搏周期的开始,主波峰点 $O$ 代表左心室射血达到顶点的时刻。由此找到的波谷和主波峰点是脉搏波信号最重要的特征点,通过它们可以将每个脉搏周期进行划分,从而进一步计算每个脉搏波的时间、区域等瞬时参数,为脉搏信号时域分析提供最基本的前提条件。

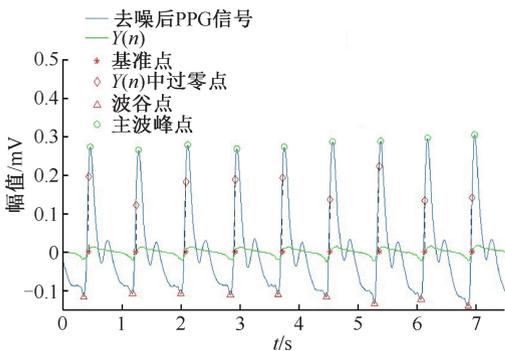


图4 脉搏波中的“基准点”、波谷点和主波峰点位置

Fig.4 Locations of base points, notches and systolic peaks in PPG

**1.2.4 实验样本与评价指标** 为检验此算法的性能,选择 MIT-BIH 的 PhysioNet ATM 数据库里 16 位志愿者(年龄 32~56 岁)的共计 18 组脉搏波(photo-

plethysmography, PPG) 信号<sup>[21]</sup>进行实验,与其同步采集的心电(electrocardiogram, ECG)信号 P 波可以作为参考标准对检测到的波谷和主波峰点进行对比。实验在 Matlab 2016b 场景下进行,为了评价所提出的算法效果,可以通过美国医疗仪器促进协会(the Association for the Advancement of Medical Instrumentation, AAMI)提出的灵敏度(sensitivity,  $Se$ )、查准率(precision rate,  $Pe$ )<sup>[21]</sup>和准确率(accuracy rate,  $Acc$ )3 个指标进行评价。其定义分别为:

$$Se = \frac{TP}{TP + FN} \times 100\% \quad (9)$$

$$Pe = \frac{TP}{TP + FP} \times 100\% \quad (10)$$

$$Acc = \frac{TP}{TP + FP + FN} \times 100\% \quad (11)$$

式中:TP 为真实被检测到的峰值点;FP 为检测到的虚假峰值点;FN 为被遗漏的真实峰值点。由此可知, $Se$  表示在所有峰值点中利用算法检测出的真实峰值点的比例;而  $Pe$  表征被检测出的峰值点中真实的峰值点所占比例; $Acc$  则从全局角度反映算法的好坏,数值越大,算法的性能越好。

## 2 结果与讨论

由于从数据库中获取的脉搏波原始信号掺杂了不同程度的高频噪声和低频基线漂移[见图 5(a)],在进行特征点识别之前,先要对数据进行预处理。通过离散小波变换对原始信号进行 7 层分解,分解后的每层都包含了高频和低频分量,采用文献[22]中的方法对第 1~3 层高频分量使用软阈值处理,这样消除掉了信号中的高频噪声,再对信号进行重构,得到去除了高频噪声的光滑脉搏信号[见图 5(b)]。

但是此时的信号依然掺杂了低频的基线漂移,这是一种低频的噪声,频率接近于肺部的呼吸频率。在对小波进行 7 层分解时发现,第 7 层的低频分量与脉搏波的整体漂移趋势一致。因此,在预处理过程中,通过将小波分解的第 7 层低频分量置零,再进行重构,重构后得到的波形即为分离出低频基线干扰后的脉搏波信号[见图 5(c)]。此时得到的波形平稳而光滑,可以用于进行下一步的特征点提取计算。而从提取出的低频基线可以看到它

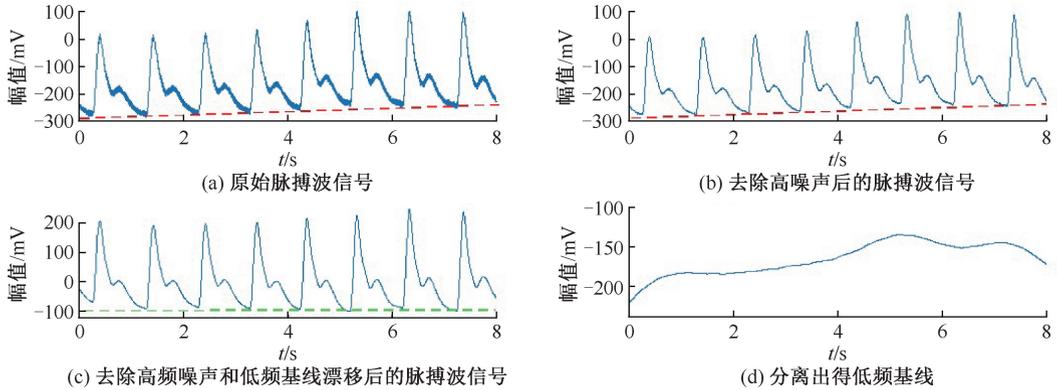


图5 脉搏波预处理效果示意图

Fig.5 Diagram of pulse wave pretreatment effect (a) The original pulse wave signals, (b) Pulse wave signals after removing high frequency noise, (c) Pulse wave signals after removing high frequency noise and low frequency baseline drift, (d) The separated low frequency baseline

的趋势与原始脉搏波的变化趋势一致,表明算法实现了低频的基线消除[见图5(d)]。

从 MIT 数据库中记录的 3 种存在复杂变形的特征点识别情况如图 6 所示。

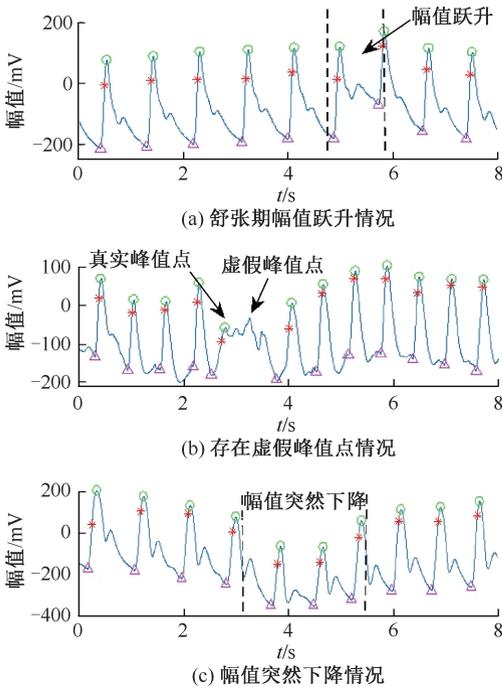


图6 3种复杂形态下的脉搏波特征点识别

Fig.6 Feature point recognition of photoplethysmography in three complex forms (a) In the case of a leap in diastolic amplitude, (b) In the case of false peaks, (c) In the case of abrupt drop in amplitude

幅度值突然跃升的情况,但此种情况下脉搏波上升支的单调性未变,故对应的“基准点”、波谷和主波峰点都被准确识别出来。而文献[14]中的方法则对此情况不适用,由于其舒张期幅值突然跃升导致上升支的时间变短,导致其峰值的间隔可能超出规定的阈值,使得峰值点被漏判。而本文算法不受上升支时间长短的影响,只要保持上升支的单调递增性,波谷和主波峰值的位置就可以被准确识别。

图6(b)中显示的是一段存在舒张期延长后幅值持续升高导致波形畸变的脉搏波信号,在第5个真实主波峰点之后存在1个幅值更大的虚假峰值点。这种情况对于文献[12-13]中通过阈值筛选的方式都不适用,阈值的设定反而会将真实峰值点剔除,文献[15]中提出的多尺度峰值检测同样会将虚假峰值点误判为真实峰值点而形成干扰。而本文提出的算法则会通过二次 Hilbert 变换后得到的  $Y(n)$  具有唯一的过零点来定位唯一的“基准点”,从而根据上升支特性确定波谷和主波峰的位置。

图6(c)中显示的是一段存在幅值突降情况的脉搏波信号,由采集环境或人体生理状态等原因造成了第5个脉搏波幅值下降,此种情况下对于文献[12-13]中阈值设定的筛选方法就可能造成误判,将真实的峰值点漏掉,而对于本文提出的算法利用了脉搏波上升支的单调特性,只要“基准点”被准确定位,则波谷和主波峰位置就不会被漏掉。

以 ECG 参考信号为标准对本文提出的算法进行检验,同时对比现有的 4 种算法发现,18 组检测

图6(a)中虚线标注的范围内存在动脉舒张期

数据取得了平均 99.94% 灵敏度、99.72% 查准率、99.68% 准确率(见表 1)。本算法较其他算法明显提升的是查准率,因为其他算法使用了阈值或时间间隔的筛选方式,导致一些真实的特征点会被错判,从而直接影响了检测效果;本文算法无需设置阈值筛选,完全利用脉搏信号自身几何特性,使得检测准确率得到明显提升。

表 1 本文算法与现有文献 4 种算法的检测效果对比

Tab.1 Comparison of detection effects for the proposed algorithm with the existing four algorithms

算法	Se/%	Pe/%	平均 Acc/%
文献[12]	95.76	91.92	88.33
文献[13]	96.19	91.57	88.36
文献[14]	95.01	85.65	81.96
文献[15]	97.20	94.54	92.04
本文	99.94	99.72	99.68

### 3 结论

为了解决光电容积脉搏波信号特征点识别过程中需要人为设置和调整筛选阈值门限的不足,本文结合脉搏上升支单调增加的几何特性,提出通过二次 Hilbert 变换将检测出的过零点位置划定为“基准点”,在“基准点”前后寻找最近的凹、凸拐点来寻找波谷点和主波峰点的检测方法。经过 MIT-BIH 标准数据库的检验,本文算法在查准率上较现有算法有明显提升,比文献[12~15]中的算法分别提升了 7.80%、8.15%、14.07%、5.18%。本文算法不仅在检测准确率上有明显提升,而且针对多种复杂形态的脉搏波信号依旧具备很强的抗干扰能力,能够准确检测到波谷和主波峰的位置。人体脉搏波信号的采集已经不仅仅局限于静止平稳状态下,在经历事件状态下采集得到的波形同样需要特征点的识别。本文算法依赖于脉搏波上升支的生理特性,对复杂波形有较好的适应能力。

### 参考文献:

[1] ALLEN J. Photoplethysmography and its application in clinical physiological measurement [J]. *Physiol Meas*, 2007, 28(3): 1-39.

[2] ALIAN AA, SHELLEY KH. Monitoring technologies in acute care environments [M]. Berlin: Springer, 2013.

[3] ISLAM MT, ZABIR I, AHAMED ST, et al. A time-frequency domain approach of heart rate estimation from photople-

thysmographic (PPG) signal [J]. *Biomed Signal Proces*, 2017, 36: 146-154.

- [4] MARCO AF, ALISTAIR EW, PETER HC, et al. Toward a robust estimation of respiratory rate from pulse oximeters [J]. *IEEE T Biomed Eng*, 2017, 64(8): 1914-1922.
- [5] 陈柳洁, 张湘民, 肖潭. OSAHS 患者自然睡眠期呼吸模式对上气道流场的影响 [J]. *医用生物力学*, 2016, 31(6): 540-547.
- CHEN LJ, ZHANG XM, XIAO T. Effect of natural sleep breathing pattern on upper airway flow field in OSAHS patients [J]. *J Med Biomech*, 2016, 31(6): 540-547.
- [6] TANG ZY, TAMURA T, SEKINE M, et al. A chair-based unobtrusive cuffless blood pressure monitoring system based on pulse arrival time [J]. *IEEE T Inf Technol B*, 2017, 21(5): 1194-1205.
- [7] LI F, YANG LC, SHI HY, et al. Differences in photoplethysmography morphological features and feature time series between two opposite emotions: Happiness and sadness [J]. *Artery Res*, 2017, 18: 7-13.
- [8] UCARM K, BOZKORT MR, BILGIN C, et al. Automatic sleep staging in obstructive sleep apnea patients using photoplethysmography, heart rate variability signal and machine learning techniques [J]. *Neural Comput Appl*, 2018, 29(8): 1-16.
- [9] KAVSAOGLU AR, POLAT K, HARIHARAN M. Non-invasive prediction of hemoglobin level using machine learning techniques with the PPG signal's characteristics features [J]. *Appl Soft Comput*, 2015, 37(C): 983-991.
- [10] ALTY SR, AANGARITA JN, MILLASSEAU SC, et al. Predicting arterial stiffness from the digital volume pulse waveform [J]. *IEEE T Biomed Eng*, 2007, 54(12): 2268-2275.
- [11] 黄鹏辉, 黄榕喻, 党维国, 等. 用于心室辅助装置血流动力学性能评价的体外模拟循环系统技术进展 [J]. *医用生物力学*, 2018, 33(4): 365-371.
- HUANG PH, HUANG TY, DANG WG, et al. Advances in vitro simulated circulatory system for evaluation of hemodynamic performance of ventricular assist devices [J]. *J Med Biomech*, 2018, 33(4): 365-371.
- [12] SCHMIDT ML, JOHANNESSEN L, SORENSEN JS, et al. Detection of systole and diastole start in cardiac output and arterial pressure recordings [C]// *Proceedings of Computing in Cardiology*. Piscataway: IEEE, 2010: 381-384.
- [13] PACHAURI A, BHUYAN M. ABP peak detection using energy analysis technique [C]// *Proceedings of International Conference on Multimedia, Signal Processing and Communication Technologies (IMPACT)*. Piscataway: IEEE, 2011: 36-39.
- [14] ILIEV I, NENOVA B, JEKOVA I, et al. Algorithm for real-

- time pulse wave detection dedicated to non-invasive pulse sensing [C]// Proceedings of Computing in Cardiology. Piscataway: IEEE, 2012; 777-780.
- [15] SCHOLKMANN F, BOSS J, WOIF M. An efficient algorithm for automatic peak detection in noisy periodic and quasi-periodic signals [J]. Algorithms, 2012, 5(4): 588-603.
- [16] JI S, HUANG L, WANG J, *et al.* Wavelet soft threshold application on compressive sensing in wireless sensor networks of SHM [C]// Proceedings of the 2<sup>nd</sup> International Conference on Next Generation Computer and Information Technology. Berlin: Springer, 2013; 116-121.
- [17] JOHN F, CAROLAIN V, MARGOT D, *et al.* Sleep apnea hypopnea syndrome classification in SpO<sub>2</sub> signals using wavelet decomposition and phase space reconstruction [C]// Proceedings of International Conference on Wearable and Implantable Body Sensor Networks. Piscataway: IEEE, 2017; 43-46.
- [18] XU W, YAN Z, SHUNYING D. A high performance pipelined discrete Hilbert transform processor [J]. IEEE T Signal Proces, 2013, 9(1): 21-30.
- [19] FELDMAN M. Theoretical analysis and comparison of the Hilbert transform decomposition methods [J]. Mech Syst Signal Pr, 2008, 22(3): 509-519.
- [20] KING FW. Hilbert transforms [M]. 2<sup>nd</sup> ed. Cambridge: University Press, 2009; 34-35.
- [21] GOLDBERGER AL, AMARAL LA, GLASS LG, *et al.* PhysioBank, physiokit, and physionet: Components of a new research resource for complex physiologic signals [J]. Circulation, 2000, 101(23): 215-220.
- [22] 李思楠. 基于多传感器的人体生理状态判别技术的研究 [D]. 沈阳: 东北大学, 2014.

(上接第 351 页)

- [14] PARK KK, TSAI TY, DIMITRIOU D, *et al.* Utility of preoperative femoral neck geometry in predicting femoral stem anteversion [J]. J Arthroplasty, 2015, 30(6): 1079-84.
- [15] MURRAY D. The definition and measurement of acetabular orientation [J]. Bone Joint J, 1993, 75B(2): 228-232.
- [16] HIRATA M, NAKASHIMA Y, ITOKAWA T, *et al.* Influencing factors for the increased stem version compared to the native femur in cementless total hip arthroplasty [J]. Int Orthop, 2014, 38(7): 1341-1346.
- [17] KAISER P, ATTAL R, KAMMERER M, *et al.* Significant differences in femoral torsion values depending on the CT measurement technique [J]. Arch Orthop Trauma Surg, 2016, 136(9): 1259-1264.
- [18] ZHANG J, WANG L, MAO Y, *et al.* The use of combined anteversion in total hip arthroplasty for patients with developmental dysplasia of the hip [J]. J Arthroplasty, 2014, 29(3): 621-625.
- [19] ABE H, SAKAI T, TAKAO M, *et al.* Difference in stem alignment between the direct anterior approach and the posterolateral approach in total hip arthroplasty [J]. J Arthroplasty, 2015, 30(10): 1761-1766.
- [20] WORLICEK M, WEBER M, CRAIOVAN B, *et al.* Native femoral anteversion should not be used as reference in cementless total hip arthroplasty with a straight, tapered stem: A retrospective clinical study [J]. BMC Musculoskelet Disord, 2016, 17: 399-406.
- [21] AMUWA C, DORR LD. The combined anteversion technique for acetabular component anteversion [J]. J Arthroplasty, 2008, 23(7): 1068-1070.
- [22] WOERNER M, SENDTNER E, SPRINGORUM R, *et al.* Visual intraoperative estimation of cup and stem position is not reliable in minimally invasive hip arthroplasty [J]. Acta Orthop, 2016, 87(3): 225-230.
- [23] DORR LD, WAN Z, MALIK A, *et al.* A comparison of surgeon estimation and computed tomographic measurement of femoral component anteversion in cementless total hip arthroplasty [J]. J Bone Joint Surg Am, 2009, 91(11): 2598-2604.