



DOI: 10.13382/j.jemi.B2003006

基于脉搏信号融合分析的心率监测方法*

张爱华^{1,2,3} 常婷婷² 漆宇晟^{1,3,4} 许建雯^{1,3,4} 马玉润^{1,3,4}

(1. 兰州理工大学 电气工程与信息工程学院 兰州 730050; 2. 兰州理工大学 计算机与通信学院 兰州 730050;

3. 甘肃省工业过程先进控制重点实验室 兰州 730050;

4. 兰州理工大学 电气与控制工程国家级实验教学示范中心 兰州 730050)

摘要:针对日常生活中脉搏信号在检测过程中易受运动影响,导致心率无法准确监测的问题,利用不同部位的脉搏信息受运动影响在时间和程度之间的区别,提出了基于耳后与指部脉搏信号融合分析方法实现信息互补,来提高心率监测的准确性。同步检测耳后与指部脉搏信号,对其质量评估判断是否为可用段,当日常运动使得信号质量下降时,通过信息融合方法选取质量较好的脉搏信号进行分析,从而确保心率的准确检测。实验结果表明,相较于仅使用单一部位脉搏信号,耳后与指部脉搏信号融合分析后的峰值检测的准确性从 90.2% 提高至 98.8%。提出的基于脉搏信息融合的方法具有更好的抗运动干扰能力,为日常生活状态下的心率的准确检测提供了一种有效途径。

关键词:耳后脉搏信号;指部脉搏信号;质量评估;信息融合;心率检测

中图分类号: TP274 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.4030

Heart rate monitoring method based on pulse signal fusion analysis

Zhang Aihua^{1,2,3} Chang Tingting² Qi Yusheng^{1,3,4} Xu Jianwen^{1,3,4} Ma Yurun^{1,3,4}

(1. College of Electrical and information Engineering, Lanzhou University of Technology, Lanzhou 730050, China; 2. College of Computer and Communication, Lanzhou University of Technology, Lanzhou 730050, China; 3. Key Laboratory of Gansu Advanced Control for Industrial Processes, Lanzhou University of Technology, Lanzhou 730050, China; 4. National Demonstration Center for Experimental Electrical and Control Engineering Education, Lanzhou University of Technology, Lanzhou 730050, China)

Abstract: To solve the problem that the daily pulse signal is susceptible to movement during the detection process, which causes the heart rate cannot be accurately monitored. A method to improve the accuracy of heart rate monitoring based on the fusion analysis of pulse signals behind the ears and the fingers is proposed. Use the difference between time and degree of pulse information of different parts affected by exercise to achieve information complementation. The pulse signals behind the ears and the fingers are detected simultaneously, and it is judged whether they are usable segments through quality assessment. When the signal quality is reduced due to motion interference, a better-quality pulse signal is selected for analysis by the information fusion method to ensure the accurate detection of the heart rate. The experimental results show that compared to using only a single-site pulse signal, the accuracy of peak detection after fusion analysis of the pulse signals behind the ear and the finger has been improved from 90.2% to 98.8%. The proposed method based on pulse information fusion has better ability to resist exercise interference and provides an effective way for the accurate detection of heart rate in daily life.

Keywords: pulse signal behind the ear; pulse signal of the finger; quality assessment; the information fusion; detection of heart rate



0 引言

近年来心血管疾病的发病率越来越高,已成为威胁人类生命健康的主要原因之一。根据中国心血管病报告2018概要数据显示,我国心血管病患者高达2.9亿,且呈逐年上升和年轻化的趋势^[1]。心血管病以发病急、病情重、变化快为特点,患病时人体部分生理信息会发生变化,因此通过对日常生活工作环境中生理信息的实时监测,可实现心血管病的早发现早治疗。心率即心脏每分钟跳动的次数,不仅与心肌耗氧量、缺血量等指标有关,而且可反映冠心病、高血压等患者的身体状况。通常心率可从心电信号中获得,也可从脉搏信号中得到。然而,心电图的测量方式较为复杂、繁琐,光电脉搏信号(photoplethysmography, PPG)因表现出与心脏收缩泵血和舒张回血保持同步的特性,其变化在一定程度上可表征人体心血管生理信息的变化,且其测量方式较心电图对简便^[2]。因此日常监护中常使用脉率来代替心率,为日常生活中患者的健康状态监护提供了便利^[3]。

在日常监护中,由于脉搏信号比较微弱,日常运动干扰使得脉搏信号特征被淹没,导致信号质量降低。由于运动噪声频率、幅度大小不一,体现在对脉搏波上的干扰也有所不同,且其与脉搏信号频率、能量相近,无法通过简单的滤波器滤波来抑制,进而影响心率的准确检测。因此,提高日常生活状态中脉搏信号检测的稳定性及心率监测的准确性具有很大挑战。

现有的脉搏信号检测系统大多是对单一部位进行检测,但其易受到运动影响使检测准确性降低。指部作为常用的检测部位,其灵活的运动导致信号波形无规则变化,无法从中提取到有效信息。有学者对所受运动干扰特性并减少其对脉搏信号的影响进行研究,但大部分方法仅考虑了特定的运动情况,如水平和垂直移动,但不适用于日常生活中随机运动的情况^[4-7]。为了减少所受日常运动干扰,有学者选择耳后作为检测部位进行脉搏信号检测,Wang等^[8]将传感器置于前耳和后耳区进行脉搏信号测量,该装置能够在休息和适度运动(站立和步行)期间可靠地检测心率,但并未考虑头部运动时的检测情况。He等^[9]研制了耳后PPG信号检测系统,该系统在幅度较小的头部运动时表现出良好的可靠性,如轻微的咀嚼和说话状态。Zhang等^[10]提出了一种耳戴式检测仪以对脉搏信号进行长期监测,在该研究中也考虑了在不同身体运动和头部运动状态下脉搏信号的获取,但是后续分析时对受运动干扰的信号段直接丢弃,导致部分脉搏信息缺失。虽然上述研究对不同部位脉搏信号中存在的运动噪声有了一定研究,但在运动状态下的脉搏信息仍存在不同程度的丢失,日常运动状态下的脉搏信息检

测的有效性、准确性仍有待提高。

针对运动干扰使得信号质量下降的问题,Li等^[11]采用动态时间扭曲计算对齐后的每个信号段与模板信号之间的距离,然后提取4个信号质量指标,将匹配结果与提取的相关特征结合训练多层感知神经网络,实现脉搏信号的质量评估。张洁等^[12]提取了来自线性和非线性空间内的19个描述脉搏信号质量变化信息的特征,探究信号特征与信号质量变化之间的映射关系,并利用Spearman相关分析方法检验特征序列间的相关程度,优化分类模型。实验结果表明,该方法的评估准确率达到88.51%。由于日常运动状态下身体不同部位的运动幅度有所差异,因此不同部位受运动影响导致脉搏信息丢失在时间和程度上也有一定区别^[13-14]。信息融合已被运用于各个领域,通过融合可以获取更多有用信息^[15-16]。荣凡稳等^[17]提出使用深度学习算法通过对受强干扰的PPG信号进行拟合来得到心率值。Ban D等^[18]选择了两个不同位置(手指和脚趾或两个食指)进行测量脉搏信号,选取含噪较小的信号进行后续分析。但所选取的两个检测位置所受运动噪声具有强相关性,因此不能有效减少运动状态下脉搏信息的丢失。

由于日常生活状态下头部的运动受生理局限其幅度及频率较小,选取耳后部位进行脉搏信号检测可相对减少信号检测过程中所受运动干扰的影响,能够较稳定可靠地检测日常状态下的脉搏信号。但由于头部运动时耳后脉搏信号质量有所下降,考虑到耳后与指部脉搏信号在日常状态下所受运动干扰在时间与程度上具有一定差异,通过同步采集传统指部脉搏信号,并对其融合分析来减少有效信息的丢失。采用提取耳后与指部脉搏信号的时域和非线性特征的方法对信号质量进行评估,在信号质量都较好或较差的情况下首选耳后脉搏信号分析,而在其中一路受运动影响使得信号波形失真严重的情况下,通过信息融合选取另一路质量较好的来代替分析,以得到更多有效的脉搏信息,有效减少了单部位脉搏信号所受日常运动干扰影响,确保心率的准确监测,实现日常生活中人体健康状态的有效监护。

1 实验设计

1.1 信号检测

耳后区域有运动幅度小、血流灌注稳定及便于传感器稳定贴附的优点。考虑到头部与指部在日常生活中的运动状态具有差异性,为了能够获得更多有效的脉搏信息,选择耳后脉搏信号与传统的指部脉搏信号来分析。使用课题组研制的脉搏信号检测系统实现指部与耳后脉搏信号的同步检测^[19]。然后,通过蓝牙将数据发送至个人计算机进行存储,以便数据的进一步处理与分析。



耳后脉搏,采用研制的耳后脉搏传感器在完骨穴、头窍阴穴与耳根骨之间区域进行耳后脉搏信号的检测。

指部脉搏,采用南京航空航天大学自动化学院先进机器人与精密系统研究中心设计的指夹式脉搏传感器(PWS-20 A, 中国),夹持在右手食指进行指部脉搏信号的检测。

1.2 实验内容

根据日常生活环境中常见的运动情况,设计如下实验来研究头部与指部在日常运动状态下有效脉搏信息的获取。

实验 1,头部和指部都静止的情况下,坐姿(手臂与心脏同高)。

实验 2,指部自由摆动,头部保持相对静止,坐姿与站姿(手臂正常活动)。

实验 3,指部处于静止状态,头部的运动状态可为咀嚼、吞咽、摇头等。

实验共采集 7 名健康大学生每人 10 min 的耳后与指部脉搏数据进行分析。受试者的主要标准是没有心血管疾病,不吸烟饮酒且在测试之前一段时间内没有剧烈运动。

实验 1 为静止状态下的实验,测试静止状态下能否稳定检测脉搏信号,即头部无摆动、说话等动作,同时保持指部静止,通过手臂与心脏同高以减少指部的血流灌注对脉搏信号检测的影响。

实验 2 指部处于自由摆动状态,但头部处于静止状态,测试指部在运动状态下对脉搏信号检测的影响。

实验 3 为头部处于运动状态,指部处于静止状态,测试头部运动对耳后脉搏信号检测的影响。考虑了头部在日常生活中的主要运动情况,如转头、咀嚼及吞咽等。

1.3 基于信息融合的心率检测

1) 信号滤波

日常脉搏容易受到检测环境、运动情况等影响,导致采集到的脉搏信号含有明显的基线漂移、高频干扰、人体运动干扰等噪声。因此对信号进行分析之前首先要对其进行预处理,预处理包括对信号进行带通滤波及平滑滤波,采用通带范围在 0.2~10 Hz(脉搏信号主要的频率范围为 0.5~4 Hz)的带通滤波器,将通带范围之外的噪声成分滤除,之后用 5 点滑动平均滤波对信号作平滑处理。

滑动平均滤波器是一种用来减少周期干扰简易且实时性高的方法,并且在一定的干扰范围内效果是非常明显的。原理为对一组数据的每个点用周围几个数据的平均值代替,具体方法是采用一个可以向前滑动的窗口,将窗口依次向前滑动一个数据,移除原来窗口内的第一个数据,然后计算包括新数据在内的 M 个数据的平均值,用同样的方法对下一个数据作滑动平均,该过程可用下式描述。

$$y[i] = \frac{1}{M} \sum_{j=0}^{M-1} x[i+j] \quad (1)$$

式中: i, j 分别为滑动窗口内信号的起点和终点位置; M 为滑动窗口内数据的总长度。

滑动平均滤波器能去除噪声中尖刺等噪声干扰,使信号变得平滑,进而提高信噪比。与传统自适应滤波方法相比,滑动平均滤波器表现出更稳定的输出,然而,这种方法不能解决由于剧烈运动引起的噪声干扰。因此需要对预处理后的脉搏信号进行质量评估,来判断信号所受运动影响的程度。

2) 质量评估方法

脉搏信号受到不同程度的运动干扰时波形会呈现非周期性变化,使得相应信号段复杂度变高,因此使用可以判断信号复杂度的特征对分割后的数据段进行信号质量评估,判断脉搏信号是干净还是含噪段。时域特征(峰度和偏度)和非线性特征(样本熵)常被用来表征时间序列的正态性、对称性及复杂程度,可说明采集到脉搏信号复杂程度的变化情况,因此选用以下特征对检测的脉搏信号进行质量评估。

(1) 峰度即信号的四阶中心距,是描述观测数据在均值附近分布的一种统计度量,用来反映信号分布的正态性,可以表征脉搏信号受干扰时幅值出现一定的偏离程度,进而检测出干扰段。对于离散信号,其峰度定义为:

$$K = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M \left[\frac{x_i - \mu_x}{\sigma} \right]^4 \quad (2)$$

式中: μ_x 和 σ 分别为离散信号的均值和标准差; M 为该段信号的采样点数。

(2) 偏度即信号的三阶中心距,用来反映脉搏信号分布的对称性,从一定程度上说明信号的规律性,可以检测出脉搏信号受干扰时出现的波形不规则段。对于离散信号,其偏度定义为:

$$S = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M \left[\frac{x_i - \mu_x}{\sigma} \right]^3 \quad (3)$$

式中: μ_x 和 σ 分别为离散信号的均值和标准差; M 为该段信号的采样点数。

(3) 样本熵(sample entropy, SampEn)表现了信号的规律性,是一个区别于近似熵的复杂度测试方法,能够进一步提高熵值算法的准确度。样本熵适用于临床生物时间序列分析,当脉搏信号受到外界干扰时,其波形出现不同程度的变化,使得具有周期性的脉搏信号变复杂,因此样本熵对脉搏信号的复杂度进行评价,以判断受干扰的程度。样本熵的具体算法步骤如下:

① 对于一个 N 点的时间序列,表示为 $\{u(j) = 1 < j < k\}$;

② 构造一组 m 维向量, $X_m(1), X_m(2), \dots, X_m(N-m)$, 其中 $X_m(i) = \{u(i+k) \mid 0 \leq k \leq m-1\}$;

③ 定义两矢量距离为 $d[X_m(i), X_m(j)] = \max\{|u(i+k) - u(j+k)|\}$, 其中 $0 \leq k \leq m-1; i, j =$



$1 \sim N - m, i \neq j$;

④对于给定一个阈值 r , 对 $i \leq N - m$ 的值, 计算 $d[X_m(i), X_m(j)] < r$ 的数目(模板匹配数)及与总数目

$N - m - 1$ 的比值, 记作 $B_r^m(i) = \frac{N^m(i)}{(N - m - 1)}$, 并计算其

均值为 $B^m(r) = (N - m)^{-1} \cdot \sum_{i=1}^{N-m} B_r^m(i)$;

⑤增加维数 $m + 1$, 并构造 $m + 1$ 维向量 $X_{m+1}(i) = \{u(i + k) | 0 \leq k \leq m\}$;

⑥同样定义两个 $m + 1$ 维向量之间的距离为 $d[X_{m+1}(i), X_{m+1}(j)] = \max\{|u(i + k) - u(j + k)|\}$, 其中 $0 \leq k \leq m; i, j = 1 \sim N - m, i \neq j$;

⑦对于给定一个阈值 r , 对 $i \leq N - m$ 的值, 计算 $d[X_{m+1}(i), X_{m+1}(j)] < r$ 的数目(模板匹配数)及与总数目

$N - m - 1$ 的比值, 记作 $B_r^{m+1}(i) = \frac{N^{m+1}(i)}{(N - m - 1)}$, 并计

算其均值为 $B^{m+1}(r) = (N - m)^{-1} \cdot \sum_{i=1}^{N-m} B_r^{m+1}(i)$ 。

样本熵定义为:

$$\text{SampEn}(m, r) = \lim_{N \rightarrow \infty} \{-\ln[C^{m+1}(r)/C^m(r)]\} \quad (4)$$

当 N 为有限值时, 计算得到长度为 N 时的样本熵估计值, 记作:

$$\text{SampEn}(m, r, N) = -\ln[C^{m+1}(r)/C^m(r)] \quad (5)$$

其熵值越低, 自我序列相似度越高, 即脉搏信号受干扰较小; 反之, 序列复杂性越高, 脉搏信号受到的干扰较多。

3) 阈值确定

对所选特征阈值的确定流程如图 1 所示。首先对获取的静止状态下的指部与耳后脉搏信号进行一定的滤波处理, 滤除基线漂移、高频噪声等干扰以得到较干净的脉搏信号; 然后加入数据库噪声模拟日常运动干扰, 得到不同信噪比的信号段; 最后提取其时域及非线性特征, 根据不同信噪比信号段的质量结果来确定合适的特征阈值, 此处的阈值为实验后确定的经验值, 其中耳后与指部分别选取 5 段脉搏信号, 每段信号长度为 10 min。

4) 心率检测

采用局部极大值法^[20]与阈值法结合能够在静止状态下的 PPG 信号中准确的提取心率。心率提取算法流程如图 2 所示, 通过研制的脉搏信号检测系统同步检测耳后与指部脉搏信号, 对采集到的脉搏信号进行预处理及归一化, 经过带通滤波和平滑滤波处理之后, 使信号相对平滑, 信号周期性比较明显。然后将耳后与指部脉搏信号均分割为 5 s 无重叠段, 采样频率为 1 000 Hz, 即每段长度为 5 000 个采样点, 并提取脉搏信号时域特征峰度、偏度以及非线性特征样本熵作为衡量噪声水平的指标, 通过确定合适的阈值, 将信号分为质量可用与不可用两种情况。当得

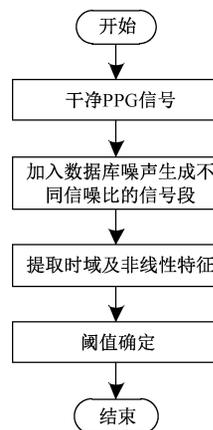


图 1 阈值确定

Fig. 1 Determination of the threshold

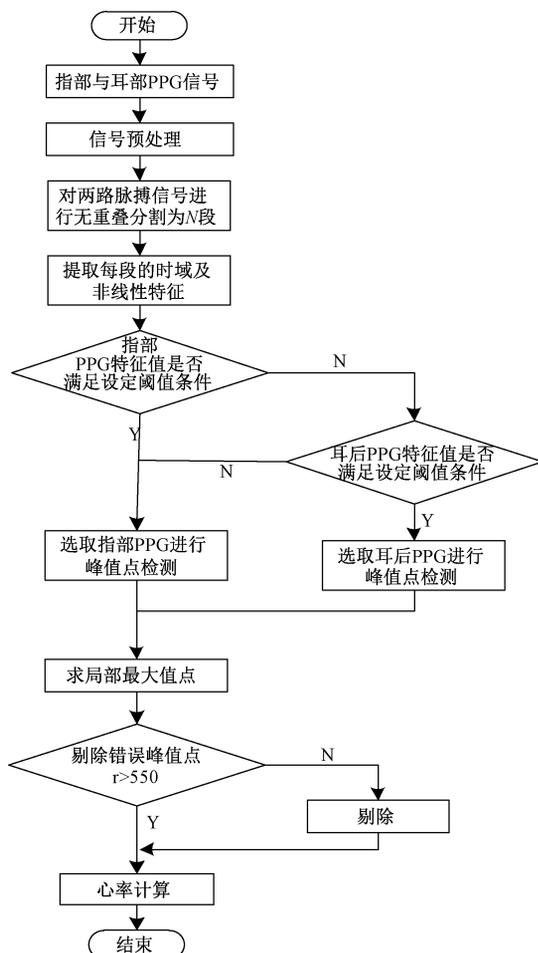


图 2 心率计算流程

Fig. 2 Flow chart of heart rate calculation

到的特征值不满足所设定的阈值条件时, 则认为信号质量较差, 判断为不可用段; 反之该信号段质量较好, 判断为可用段。如果质量评估结果为耳后与指部脉搏信号都为可用段的情况下, 由于耳后脉搏信号受日常运动干扰较小, 所含脉搏信息较多, 因此首先选择耳后脉搏信号进行心率



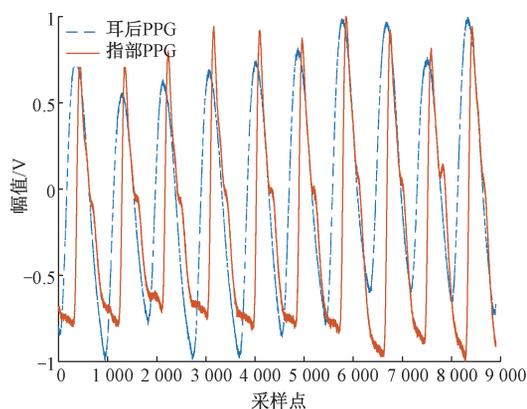
检测;反之在耳后与指部脉搏信号受运动干扰程度不同时,即其中一路受运动影响较大的情况下算法将选取另一路来代替分析,以提高心率检测的准确性,为日常生活中人体健康状态的监护奠定基础。

对峰值点检测时先使用局部极大值法得到信号的极大值点,但是由于有重波及重搏波的存在,所检测到的局部极大值点要比真实的峰值点多,因此需要加入一定的限制条件来剔除错误检测的峰值点。由于信号的采样率为 1 000 Hz,根据正常的心率频率当两个极值点之间的距离 $r < 550$ 个采样点时,说明该点为错误检测的峰值点,在极大值准确检测的基础上选择时间阈值法来确定主波位置,实现心率的计算。

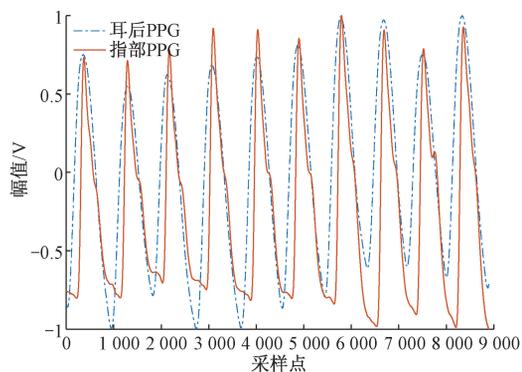
2 实验结果

2.1 信号滤波结果

图 3(a)所示为一段时间窗内的检测到的耳后与指部 PPG 信号,可以看出,波形中有较明显的高频噪声。信号经带通滤波及平滑滤波的处理后的波形如图 3(b)所示,信号中的高频噪声和低频噪声均被滤除,且信号变得平滑。



(a) 去噪前的波形
(a) Waveform before denoising



(b) 去噪后的波形
(b) Denoised waveform

图 3 信号处理结果

Fig. 3 Results of signal processing

2.2 阈值确定结果

选用 MIT-BIH/PhysioNet/Noise Stress Test 数据库的噪声信号,数据库噪声为电极运动(数据名称:em),信号采样频率 250 Hz。对其进行升采样至 1 000 Hz,使采样频率与实采脉搏信号相同。为了消除仿真信号与噪声信号幅值不同的影响,将脉搏信号归一化(均值为 0,标准差为 1),然后在加入滤波处理后的脉搏信号中加入数据库噪声以得到不同信噪比的信号段,来模拟日常生活中所受运动干扰,通过将噪声信号乘以不同的系数实现信噪比大小的调节。信噪比(signal noise ratio, SNR)计算如式(6)所示。

$$SNR = 10 \lg(st_s/st_n) \quad (6)$$

式中: st_s 为干净脉搏信号的方差; st_n 为噪声或干扰的方差。

图 4、5 所示分别为加入噪声后生成不同信噪比的指部与耳后脉搏信号。可以看出,在信噪比为 -13 dB 时,指部与耳后脉搏信号波形已严重失真,丢失了大量的脉搏信息,已经很难从中对其峰值进行检测。随着信噪比增大,信号周期性变得明显,其特征点也随之突出。

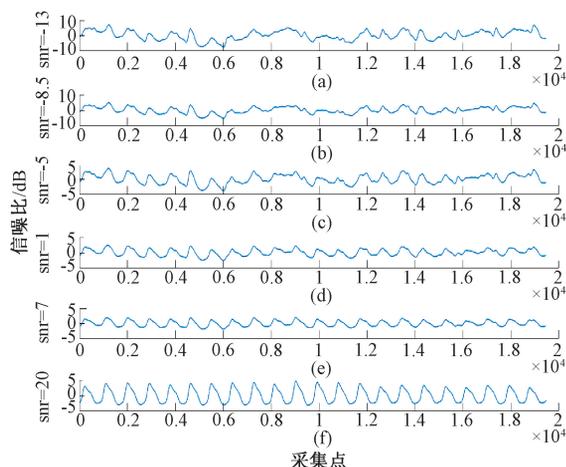


图 4 不同 SNR 的指部脉搏信号

Fig. 4 Finger pulse signal with different SNRs

耳后脉搏信号加入数据库实测噪声(电极运动干扰)不同信噪比下的 3 个特征指标值统计结果如表 1 所示。

指部脉搏信号加入数据库实测噪声不同信噪比下的 3 个特征指标值统计结果如表 2 所示。

从表 1、2 可以看出,通过峰度、偏度和样本熵可以表征耳后与指部脉搏信号质量的好坏。可得当信号段质量较好时,其峰度和样本熵值小于受干扰的信号段,而偏度值则比受干扰信号段大。

峰度和偏度对加入的高频噪声、基线漂移干扰并不能较好地识别,但实际采集过程中的运动干扰段其峰度值偏大,偏度值明显偏小,能够明显区分信号段与受运动

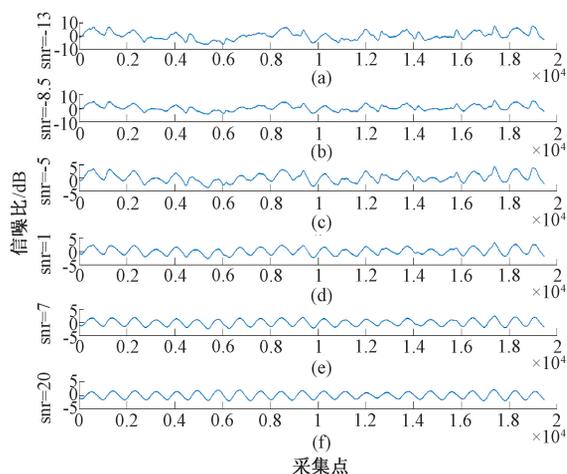


图5 不同SNR的耳后脉搏信号

Fig. 5 Behind-the-ear pulse signals with different SNRs

表1 耳后脉搏信号不同信噪比下的指标结果

Table 1 Index results of pulse signal behind the ear under different signal-to-noise ratios

信噪比/dB	峰度	偏度	样本熵
-13	2.501 4±0.627 8	0.064 3±0.514 8	0.090 9±0.022 6
-8.5	2.522 9±0.569 4	0.053 3±0.481 8	0.063 1±0.015 3
-5	2.489 7±0.490 6	0.029 7±0.416 4	0.051 9±0.010 9
1	2.273 1±0.399 1	0.017 7±0.288 4	0.042 3±0.008 2
7	2.000 7±0.300 8	0.208 8±0.197 1	0.038 6±0.007 2
20	1.924 2±0.189 9	0.459 3±0.152 5	0.023 4±0.006 2

表2 指部脉搏信号不同信噪比下的指标结果

Table 2 Index results of finger pulse signals under different signal-to-noise ratios

信噪比/dB	峰度	偏度	样本熵
-13	2.421 3±0.511 9	0.055 7±0.394 6	0.094 5±0.022 7
-8.5	2.464 5±0.516 8	0.079 5±0.374 8	0.071 3±0.014 3
-5	2.470 7±0.501 5	0.127 5±0.356 7	0.052 8±0.010 3
1	2.326 0±0.357 9	0.271 6±0.264 7	0.041 9±0.008 0
7	2.108 6±0.232 7	0.392 7±0.175 0	0.035 1±0.007 2
20	1.924 2±0.189 9	0.459 3±0.152 5	0.023 4±0.006 2

干扰段;与之相反,样本熵对基线漂移及高频噪声能够很好地进行识别,对实际采集的脉搏信号通过确定合适地阈值能够对信号段与干扰段进行区分。背景噪声不同,信号质量评估所选用的指标也应有所不同,因此根据不同噪声背景下选取不同的特征对脉搏信号进行质量评估,提高质量评估结果的准确性。由实验结果可知,对指部脉搏信号其峰度、偏度及样本熵值分别选择 2.05、0.3 和 0.03 用于区分信号可用段与不可用段,对耳后脉搏信号峰度、偏度及样本熵值分别选择 2、0.3 和 0.03 进行区分信号可用段与不可用段。质量判决规则为:

$$SQI = \begin{cases} 1, & (k < 2 \mid s > 0.3) \& SampEn < 0.03 \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (7)$$

信号质量指数(signal quality index, SQI)等于 1 代表为信号为可用段等于 0 则为不可用段。在质量评估的时候,峰度 k 与偏度 s 满足其一且同时样本熵也满足所设定阈值条件的情况下将信号段判断为可用段,否则判断为不可用段。

2.3 质量评估结果

图 6 所示为采集的不同运动状态下的耳后与指部脉搏信号,图 6(a) 为头部与指部都处于静止状态下的两路脉搏信号,图 6(b) 为指部运动状态下的脉搏信号,图 6(c) 为头部运动状态下的脉搏信号。

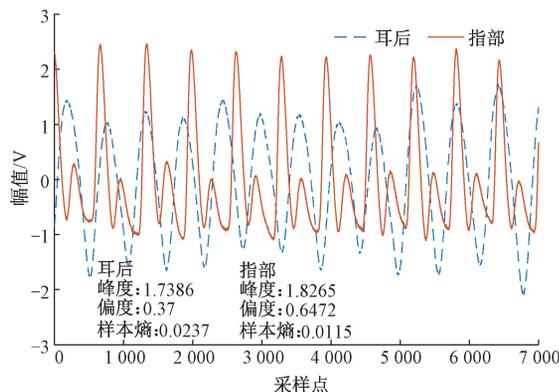
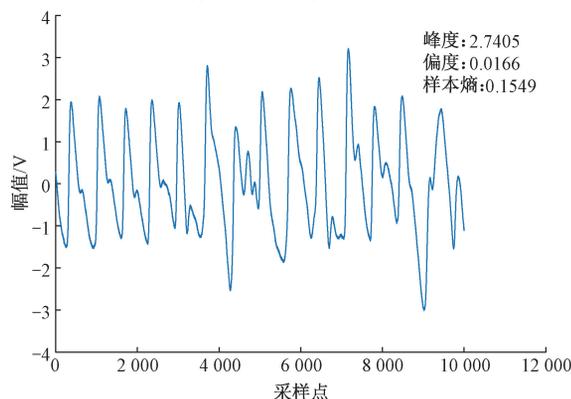
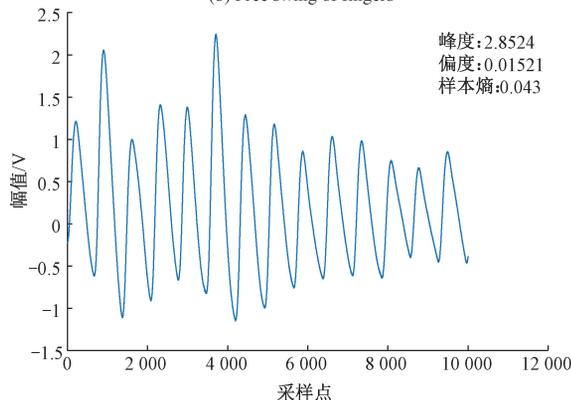
(a) 头部与指部静止
(a) Head and fingers are at rest(b) 指部随意摆动
(b) Free swing of fingers(c) 头部随意摆动
(c) Free swing of head

图6 不同运动状态下脉搏信号波形

Fig. 6 Pulse signal waveforms in different exercise states



由图 6 可知,耳部的脉搏信号受到头部摆动、咀嚼、吞咽等运动干扰时幅值会出现明显的变化,而指部脉搏信号受到运动干扰时波形呈现不规则的变化,从图 6 的 3 个特征指标值可知,所设定的阈值满足区分脉搏信号为可用段与不可用段的条件。

实测过程中人工标注的不同质量下脉搏信号段的峰度、偏度值和样本熵值,结果如表 3 所示。

表 3 实测脉搏信号的指标值

Table 3 Index values of measured pulse signals

脉搏信号	质量好(均值±标准差)	质量差(均值±标准差)
峰度	1.805 2±0.191 4(指部)	2.829 4±0.754 9(指部)
偏度	1.787 9±0.251 8(耳部)	2.536 3±0.423 1(耳部)
样本熵	0.385 0±0.107 0(指部)	0.127 7±0.088 9(指部)
	0.479 3±0.055 3(耳部)	0.006 0±0.139 2(耳部)
	0.016 7±0.006 0(指部)	0.043 5±0.010 5(指部)
	0.020 3±0.002 3(耳部)	0.042 7±0.005 2(耳部)

从表 3 可以看出,实测脉搏信号质量好坏的指标值有明显区别,因此通过设定的判决规则可以较好的判断出耳后与指部脉搏信号为可用段还是不可用段。

实测 60 min 人体处于静止及运动状态下的脉搏信号,并对其人工标注将信号分为可用与不可用,通过设定的阈值条件对信号质量评估检测准确率结果如表 4 所示。

表 4 质量评估检测结果

Table 4 Test results of quality assessment

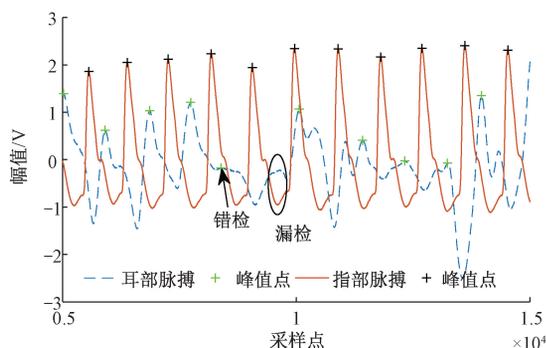
实验状态	信号段数	正确判断	误检数	准确率/%
头部静止	417	416	1	99.76
指部静止	278	276	2	99.28
头部运动	844	835	9	98.93
指部运动	844	839	5	99.41

由表 4 可知,依据以上的时域及非线性特征的判决规则对实测的耳后与指部脉搏信号受干扰段进行检测,其检测准确率都在 98% 以上,具有较高的准确率,能够准确地检测到信号受干扰段。

2.4 心率检测结果

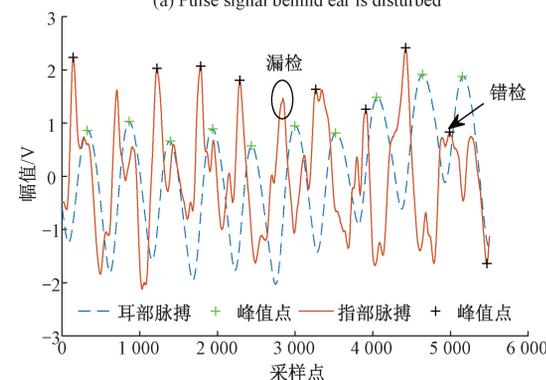
使用局部最大值法与阈值法相结合检测两路脉搏信号的峰值结果如图 7 所示,指部脉搏信号较好,而耳部脉搏信号在受到头部运动干扰的情况下,如果此时选择耳后脉搏信号提取峰值,结果会出现图 7(a) 所标注的错检以及漏检情况,导致峰值不能准确提取。因此,此时应选择受干扰较小的指部脉搏信号进一步分析。而在指部受到运动干扰明显时,选择指部脉搏信号检测峰值结果同样存在图 7(b) 错检与漏检的情况,因选用耳后脉搏信号进行峰值的检测,能在指部脉搏波形失真时提高心率检测的有效性及准确性。

实验脉搏信号峰值检测统计结果如表 5 所示。



(a) 耳后脉搏信号受干扰

(a) Pulse signal behind ear is disturbed



(b) 指部脉搏信号受干扰

(b) Pulse signal on the finger is disturbed

图 7 峰值检测

Fig. 7 Detection of peaks

表 5 峰值检测结果

Table 5 Results of peak detection

实验	峰值点	检出数	误检数	漏检数	准确率/%
1	头部静止	1 011	1	2	99.70
	指部静止	1 010	3	1	99.60
2	头部静止	1 198	0	0	100
	指部运动	939	178	81	78.38
3	头部运动	690	45	91	83.54
	指部静止	819	7	0	99.15

由表 5 可以看出,实验 1 在头部与耳部都处于静止状态时,峰值点的检测准确率较高。实验 2、3 当头部与指部处于运动状态下时,其误检数及漏检数明显增加,峰值点检测准确率明显下降。根据日常生活中头部与指部的运动情况及环境有所不同,在一路脉搏信号受到运动干扰的情况下,选择另外一路受干扰较小的脉搏信号进行提取峰值,可以提高峰值的正确检出率,进而实现心率的准确检测。

通过定义式(8)~(10)3个基准参数来评估该算法的整体性能。

$$Se = \frac{TP}{TP + FN} \times 100\% \quad (8)$$

$$SP = \frac{TP}{TP + FP} \times 100\% \quad (9)$$



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

式中: Se 为敏感性, 又称真阳性率, 即峰值点且被正确检测出来的概率; SP 为特异性, 又称真阴性率, 即错误峰值点且被判断为正确的概率; Acc 为准确性, 又称精度、正确率, 指所有正确识别的峰值点占总峰值点的比率。其中, TP 表示真阳性(正确检测的峰值点数), FP 表示假阳性(错误检测到的峰值点数), FN 表示假阴性(漏检的峰值点数)。比较实验结果如表 6 所示。

表 6 性能对比结果

Table 6 Results of performance comparison

	TP	FN	FP	$Se/\%$	$SP/\%$	$Acc/\%$
本文	494	6	0	98.80	100	98.80
单通道	451	17	32	96.36	93.37	90.20

由表 6 可知, 相较于单部位脉搏信号, 经信息融合后峰值检测的准确率从 90.2% 提高至 98.8%, 敏感性及特异性也有明显提高, 对日常生活中的运动有较好的抗干扰能力, 提高了心率检测的准确性。

3 结论

本文选择同步检测的右手食指和耳后脉搏信号进行融合分析, 以解决单一部位脉搏信号受运动影响导致心率不能准确检测的问题。首先对检测到的脉搏信号进行质量评估, 以避免对干扰段信号分析而影响真实心率的检测。然后在其中一路受干扰影响导致信号质量差的情况下通过提出的信息融合方法选取另一路受干扰较小的进行分析, 实现日常运动状态下脉搏信息的有效获取, 以提高心率检测的准确性。本文通过局部极大值与阈值法相结合的方法确保了耳后与指部脉搏信号峰值点的检测。相较于单部位信号分析, 信号融合后的峰值检测的准确性从 90.2% 提高至 98.8%。因此该算法对日常生活中的运动有较好的抗干扰能力, 提高了心率检测的准确性。

参考文献

- [1] 胡盛寿, 高润霖, 刘力生, 等. 《中国心血管病报告 2018》概要[J]. 中国循环杂志, 2019, 34(3): 209-220.
HU SH T, GAO R L, LIU L SH, et al. Summary of the 2018 report on cardiovascular diseases in China[J]. Chinese Circulation Journal, 2019, 34(3): 209-220.
- [2] 孟维良, 王胜男. 人体脉搏信号的希尔伯特-黄特征提取[J]. 电子测量技术, 2017, 40(9): 271-274.
MENG W L, WANG SH N. HHT feature extraction of human pulse signal[J]. Electronic Measurement Technology, 2017, 40(9): 271-274.
- [3] YAN Y S, ZHANG Y T. An efficient motion-resistant

method for wearable pulse oximeter[J]. IEEE Transactions on Information Technology in Biomedicine, 2008, 12(3): 399-405.

- [4] LEE H W, LEE J W, JUNG W G, et al. The periodic moving average filter for removing motion artifacts from PPG signals[J]. International Journal of Control Automation & Systems, 2007, 5(6): 701-706.
- [5] YANG D, CHENG Y, ZHU J, et al. A novel adaptive spectrum noise cancellation approach for enhancing heartbeat rate monitoring in a wearable device[J]. IEEE Access, 2018(6): 8364-8375.
- [6] PENG F, ZHANG Z, GOU X, et al. Motion artifact removal from photoplethysmographic signals by combining temporally constrained independent component analysis and adaptive filter[J]. Biomedical Engineering Online, 2014, 13(1): 50-64.
- [7] RAM M R, MADHAV K V, KRISHNA E H, et al. A novel approach for motion artifact reduction in PPG signals based on AS-LMS adaptive filter[J]. IEEE Transactions on Instrumentation & Measurement, 2012, 61(5): 1445-1457.
- [8] WANG L, LO B, YANG G. Reflective photoplethysmograph earpiece sensor for ubiquitous heart rate monitoring[C]. 4th International Workshop on Wearable and Implantable Body Sensor Networks (BSN 2007), Springer, 2007: 179-183.
- [9] HE D D, WINOKUR E S, SODINI C G. An ear-worn vital signs monitor[J]. IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 2015, 62(11): 2547-2552.
- [10] ZHANG Q, ZENG X, HU W, et al. A machine learning-empowered system for long-term motion-tolerant wearable monitoring of blood pressure and heart rate with ear-ECG/PPG[J]. IEEE Access, 2017(5): 10547-10561.
- [11] LI Q, CLIFFORD G D. Dynamic time warping and machine learning for signal quality assessment of pulsatile signals[J]. Physiological Measurement, 2012, 33(9): 1491-1501.
- [12] 张洁. 脉搏信号质量评估及其情绪识别应用[D]. 济南: 山东大学, 2018.
ZHANG J. Pulse signal quality assessment and emotion recognition application[D]. Ji'nan: Shandong University, 2018.
- [13] BETTI S, LOVA R M, ROVINI E, et al. Evaluation of an integrated system of wearable physiological sensors for stress monitoring in working environments by using biological markers[J]. IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 2017, 65(8): 1748-1758.
- [14] NILSSON L, GOSCINSKI T, KALMAN S, et al.



Combined photoplethysmographic monitoring of respiration rate and pulse; a comparison between different measurement sites in spontaneously breathing subjects[J]. *Acta Anaesthesiologica Scandinavica*, 2007, 51(9): 1250-1257.

- [15] 孙曙光, 丁铭真, 田朋, 等. 基于多特征融合的 APF 中 IGBT 开路故障特征提取[J]. *仪器仪表学报*, 2017, 38(12): 2888-2899.

SUN SH G, DING M ZH, TIAN P, et al. Feature extraction of IGBT open circuit fault in active power filter based on multi-feature fusion[J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2017, 38(12): 2888-2899.

- [16] 闫娜. 基于系数融合与锯齿填充曲线的双图像加密算法[J]. *国外电子测量技术*, 2017, 36(3): 11-15.

YAN N. Double image encryption algorithm based on coefficient fusion and saw tooth filling curve[J]. *Foreign Electronic Measurement Technology*, 2017, 36(3): 11-15.

- [17] 荣凡稳, 郑伟, 陈冉, 等. 基于深度学习的运动心率测量系统[J]. *电子测量与仪器学报*, 2017, 31(12): 1912-1917.

RONG F W, ZHENG W, CHEN R, et al. Sportive heart rate measuring system based on deep learning[J]. *Journal of Electronic Measurement and Instrumentation*, 2017, 31(12): 1912-1917.

- [18] BAN D, SHAHID S, KWON S. Movement noise cancellation in second derivative of photoplethysmography signals with wavelet transform and diversity combining[J]. *Applied Sciences*, 2018, 8(9): 1531-1545.

- [19] 漆宇晟, 张爱华, 马玉润. 日常无监督状态下的脉率变异性提取方法研究[J]. *生物医学工程学杂志*, 2019, 36(2): 298-305.

QI Y SH, ZHANG AI H, MA Y R. The study on extraction method of pulse rate variability in daily unsupervised state [J]. *Journal of Biomedical Engineering*, 2019, 36(2): 298-305.

- [20] HANG S S, LEE C, LEE M. Adaptive threshold method for the peak detection of photoplethysmographic waveform[J]. *Computers in Biology & Medicine*, 2009, 39(12): 1145-1152.

作者简介



张爱华, 1991 年于兰州理工大学获得硕士学位, 2005 年西安交通大学获得博士学位, 现为兰州理工大学教授, 主要研究方向为生物医学信号检测、处理与识别。

E-mail: zhangaihua@lut.edu.cn

Zhang Aihua received her M. Sc. degree

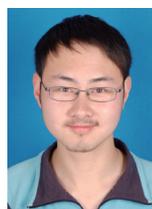
from Lanzhou University of Technology in 1991, and Ph. D. degree from Xi'an Jiaotong University in 2005. Now she is a professor at Lanzhou University of Technology. Her main research interest includes biomedical signal detection, processing and identification.



常婷婷, 2017 年于兰州财经大学获得学士学位, 现为兰州理工大学硕士研究生, 主要研究方向为信号获取、融合与处理。

E-mail: 1585595212@qq.com

Chang Tingting received B. Sc. from Lanzhou University of Finance and Economics in 2017. Now she is a M. Sc. candidate at Lanzhou University of Technology. Her main research interest includes signal acquisition, fusion and processing.



漆宇晟, 2012 年于湖北文理学院获得学士学位, 现为兰州理工大学博士研究生, 主要研究方向为生物医学信号检测、处理与识别。

E-mail: lutqiys@163.com

Qi Yusheng received B. Sc. from Hubei University of Arts and Science in 2012. Now he is a Ph. D. candidate at Lanzhou University of Technology. His main research interest includes biomedical signal detection, processing and identification.



许建雯, 2018 年于兰州理工大学获得学士学位, 现为兰州理工大学硕士研究生, 主要研究方向为生物医学信号检测、处理与识别。

E-mail: 2265908485@qq.com

Xu Jianwen received B. Sc. from Lanzhou University of Technology in 2018. Now she is a M. Sc. candidate at Lanzhou University of Technology. Her main research interest includes biomedical signal detection, processing and identification.



马玉润, 2013 年于兰州大学获得硕士学位, 2016 年于兰州大学获得博士学位, 现为兰州理工大学讲师, 主要研究方向为生物医学信号检测、处理与识别。

E-mail: wysysanab@126.com

Ma Yurun received M. Sc. from Lanzhou University in 2013 and Ph. D. from Lanzhou University in 2016. Now she is a lecturer at Lanzhou University of Technology. Her main research interest includes biomedical signal detection, processing and identification.