

文章编号 1004-924X(2016)06-1297-10

近红外可穿戴设备中脉搏波的呼吸率检测

陈星池*, 赵海, 李晗, 郑换霞

(东北大学 计算机科学与工程学院, 辽宁 沈阳 110819)

摘要:针对可穿戴设备中光电容积脉搏波检测呼吸速率准确性不高和实时性不够的问题,提出了一种基于时频谱的自适应信号分解算法。该算法采用瞬时中心频率估计方法获得脉搏波时频谱和瞬时心率估计值,对脉搏信号进行相干解调提取呼吸信号成分,进而利用呼吸信号成分检测呼吸速率。实验结果表明,与传统连续小波变换方法相比,本文提出的自适应信号分解算法的呼吸速率计算时间提高了84.68%。通过中位数误差及四分位距误差的方差分析,表明该算法比连续小波分解算法和自回归模型算法具有更好的计算精度,中位数误差均值分别提高了96.001%和97.978%,四分位距误差均值分别提高了75.014%和52.732%。

关键词:光电容积脉搏波;呼吸速率;可穿戴设备;近红外;时频谱

中图分类号:O657.33 **文献标识码:**A **doi:**10.3788/OPE.20162406.1297

Detection of respiratory rate using pulse wave on near infrared wearable devices

CHEN Xing-chi*, ZHAO Hai, LI Han, ZHENG Huan-xia

(School of Computer Science and Engineering, Northeastern University, Shenyang 110819, China)

* Corresponding author, E-mail: chenxingchi999@126.com

Abstract: Aiming at the problems of the inaccuracy and insufficient instantaneity in estimation of respiratory rate from photoplethysmography(PPG) on the wearable devices, an Adaptive Signal Decomposition(ASD) algorithm based on time-frequency spectra was put forward. This algorithm adopted the instantaneous center frequency to obtain the pulse wave time-frequency spectra and instant heart rate estimated values, and the breath signal ingredient was extracted through coherent demodulation on the pulse signals, then the respiration signals can be used to detect the respiratory rate. The result indicates that in comparison with the conventional Continuous Wavelet Transform(CWT), the respiratory rate calculation time of ASD algorithm has been increased by 84.68%. The variance analyses of the median error and the interquartile range error indicate that the ASD algorithm has the better calculation accuracy than the CWT algorithm and the autoregression model algorithm, with the median error means compared to which increased by 96.001% and 97.978% respectively and the interquartile range error means increased by 75.014% and 52.732% respectively.

收稿日期:2016-01-18;修订日期:2016-03-04.

基金项目:国家自然科学基金资助项目(No. 60973022);国家科技支撑计划资助项目(No. 2012BAH82F04);辽宁省科学技术计划项目(No. 2015401039);沈阳市科技专项(No. F15-199-1-03)

Key words: pulse oximeter signal; respiration rate; wearable equipment; near-infrared; time-frequency spectrum

1 引言

近些年,雾霾天气频发导致呼吸系统疾病发病率越来越高,所以使用可穿戴设备准确地、快速地检测人体呼吸速率成为了研究热点。呼吸速率是人体重要的生理参数信息,已被广泛应用于睡眠呼吸暂停^[1-2]、婴儿猝死综合症^[3]和术后患者呼吸道并发症^[4]等临床疾病的监测。目前,呼吸速率需要使用专用设备来检测,这些设备维护费用较为昂贵,并且笨重、不易随身携带,比如,利用呼吸面罩采集人体呼出的二氧化碳,构建时间函数估计呼吸率^[5];使用单导联心电图设备采集人体心电信号,通过数据融合方法计算呼吸率^[6]等。相比之下,非侵入式光电容积脉搏波信号(Photoplethysmography, PPG)^[7-10]检测技术则已经成熟。现有研究表明,脉搏波信号中不仅包含心率信息^[11-12],而且还包含呼吸速率信息^[13]。因此,通过使用可穿戴设备采集人体 PPG 信号,可以实现准确、快速和无创的人体呼吸速率检测。

目前,仅对脉搏波信号进行调幅和调频处理,很难从脉搏波信号中获得呼吸信号成分,其原因包括以下三方面:(1)脉搏波信号是非平稳随机信号,体现为脉搏波信号的幅值、频率、相位等参数分布是随时间变化的;(2)调频和调幅在实现过程中需要控制的变量较多,实现起来特别复杂;(3)运动伪影和噪声干扰的存在可以掩盖调频和调幅效果。为了解决这些问题,研究人员从不同角度对基于脉搏波信号的呼吸率检测展开研究。邹滋润等人采用小波分解和经验模态分解对脉搏波信号进行重构,克服了脉搏波信号的非平稳特性,从 PPG 信号中提取有效的呼吸成分,得到了呼吸波信号^[16]。由于人体在呼气过程中副交感神经对血管灵活程度的影响比吸气过程更加显著,并且血管的灵活程度与脉搏波幅值变化呈现强相关特性。因此,Leier. M 等人提出一种使用脉搏波幅值变化特性估计呼吸率的方法^[17]。然而,在实际应用过程中,运动伪影和个体血管病变等因素对脉搏波幅值的影响很大,该方法无法保证可穿戴设备对呼吸率提取的准确性。针对这一问题,

Dehkordi. P 等人使用同步压缩小波变换从 PPG 信号中估计瞬时呼吸速率,得到中值均方根误差为 0.39 次/分的结果^[18]。Paul S. A 等人采用连续小波变换(Continuous Wavelet Transform, CWT)^[19]对脉搏血氧计采集的脉搏波信号进行呼吸率估计。在标准差为 4.7 次/分的情况下,可以测得呼吸率的平均误差为 16.3 br/m。Shaha S. A 等人针对单血氧探测探针,提出了一种自动呼吸率估计方法。该方法通过中值谱构建多自回归(Autoregressive Model, AR)模型,解决了 AR 模型估计呼吸率需要人工参与的问题^[20]。然而,无论是同步小波方法还是连续小波方法,均是以牺牲时间分辨率来换取呼吸率精度分辨率的提高。虽然 AR 模型方法简单,但是难以实现高精度测量。

本文在自主研发的近红外可穿戴设备上,提出了一种基于时频谱的脉搏波信号中呼吸速率检测算法——自适应信号分解算法(Adaptive Signal Demodulation, ASD)。该算法通过对脉搏波信号进行自适应分解和希尔伯特变换,能够快速、准确地计算脉搏波信号的时频谱图,同时获取瞬时心率估计值;然后利用相干解调,获得呼吸信号的调幅序列图及其对应的功率谱密度,最终从功率谱密度中估计出人体的呼吸速率。

2 ASD 算法

ASD 算法的原理是采用一个或多个随着时间变化的正弦信号模拟输入脉搏波信号,根据不同时刻的正弦信号来确定此时正弦信号的瞬时中心频率、瞬时相位和瞬时振幅等参数。与傅里叶变换不同,ASD 算法采用的参数不是恒定的,而是随时间变动的。

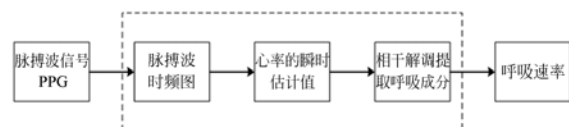


图 1 ASD 算法流程图

Fig. 1 Flow chart of ASD algorithm

如图 1 所示,ASD 算法的主要流程如下:

(1) 利用可穿戴设备采集人体的脉搏波信号 PPG。

(2) 将脉搏波信号通过自适应分解技术及一系列变换得到脉搏波信号的时频谱图。

(3) 从时频谱图中获得心率的瞬时估计值。

(4) 采用相干解调提取呼吸成分,从而最终获得呼吸速率。

2.1 提取脉搏波时频谱

(1) 使用固定频率复分解(Fixed Frequency Complex Demodulation, FFCDM)分解脉搏波信号 $X(t)$,得到一组带限信号,即为:

$$X(t) = \sum_i D_i(t). \quad (1)$$

在分解脉搏波信号的过程中,本文设计了一个有限脉冲响应(FIR)低通滤波器(Low Power Frequency, LPF),对整个频带进行分段遍历。用 F_ω 表示通带带宽, N_ω 表示滤波器阶数, f_0^t 表示第 t 个带宽处的中心频率,那么,中心频率 f_0^t 与滤波器通带带宽 F_ω 之间满足以下关系:

$$f_0^t = (t-1)(2F_\omega), t=1, 2, \dots, \left[\frac{f_{\max}}{2F_\omega} \right], \quad (2)$$

其中: $2F_\omega$ 是相邻的中心频率之间的带宽, f_{\max} 表示最高信号频率。

根据 FFCDM 技术, f_0^t 按 t 递增遍历整个通带来提取每个通带带宽内的中心频率。

(2) 采用复分解技术(Complex Demodulation, CDM)将步骤(1)得到的 $D_i(t)$ 分解成正弦信号 $M_i(t)$, 即为:

$$D_i(t) = M_i(t) = A_i(t) \sin\left(\int_0^t f_i(\tau) d\tau + \varphi_i(t)\right) + dc(t). \quad (3)$$

因此,脉搏波信号 $X(t)$ 可以表示为:

$$X(t) = \sum_i \left(A_i(t) \sin\left(\int_0^t f_i(\tau) d\tau + \varphi_i(t)\right) + dc(t) \right), \quad (4)$$

其中: $A_i(t)$, $\varphi_i(t)$, $f_i(t)$ 分别为正弦信号的瞬时振幅、瞬时相位和瞬时中心频率。

(3) 将步骤(2)中得到的 $M_i(t)$ 进行希尔伯特变换,可以得到 $\varphi_i(t)$, $A_i(t)$ 等参数。

根据希尔伯特变换原理,将 $M_i(t)$ 左边乘以 $e^{-j\int_0^t 2\pi f(\tau) d\tau}$, 得到:

$$L_i(t) = M_i(t) \times e^{-j\int_0^t 2\pi f(\tau) d\tau} = dc(t) e^{-j\int_0^t 2\pi f(\tau) d\tau} + \left[\frac{A_i(t)}{2} \right] e^{j\varphi_i(t)} + \left[\frac{A_i(t)}{2} \right] e^{-j\left(\int_0^t 4\pi f(\tau) d\tau + \varphi_i(t)\right)}. \quad (5)$$

然后,将式(5)得到的 $L_i(t)$ 通过一个理想的低通滤波器,该滤波器的截止频率为 $f_c < f_0$, 则通过低通滤波器的信号 $M_i(t)$ 就只含有 $A_i(t)$ 及 $\varphi_i(t)$, 如下所示:

$$M_{li}(t) = \left[\frac{A_i(t)}{2} \right] e^{j\varphi_i(t)}, \quad (6)$$

$$A_i(t) = 2 |M_{li}(t)|, \quad (7)$$

$$\varphi_i(t) = \tan^{-1} \left[\frac{\text{Im}(M_{li}(t))}{\text{Re}(M_{li}(t))} \right], \quad (8)$$

其中: $\text{Im}()$ 和 $\text{Re}()$ 分别代表得到的 $M_{li}(t)$ 的虚数部分和实数部分。定义可变正弦信号的瞬时频率估计 $f_i(t)$ 如下:

$$f_i(t) = f_0 + \frac{1}{2\pi} \frac{d\varphi_i(t)}{dt}, \quad (9)$$

其中: f_0 是一个任意给定中心频率的瞬时估计值。

(4) 将脉搏波的时频谱(Time-Frequency Spectrum, TFS)按频率进行分解,可以得到一组随时间变换的正弦信号,如式(4)中脉搏波信号 $x(t)$ 就是一系列正弦函数之和组成的信号。利用步骤(3)得到正弦信号的瞬时中心频率 $f_i(t)$ 、瞬时相位 $\varphi_i(t)$ 和瞬时振幅 $A_i(t)$, 那么根据式(4)就可以得到脉搏波信号的 TFS。

根据多次对健康人体脉搏波进行分解提取 TFS 的实验结果,得出 FIR 低通滤波器参数为 $F_\omega = 0.03$ Hz, $F_v = 0.015$ Hz, N_ω 为数据长度一半时效果最好。

2.2 获取心率的瞬时估计值

根据章节 2.1 中得到的 TFS,按照时间间隔 t_0 (多次观察的经验值,本文 $t_0 = 1$ s) 对整个时间轴进行截取,得到的各段 TFS 中能量最大的部分,即为此时的瞬时心率估计值 f_ω 。

2.3 相干解调提取呼吸成分

人体的脉搏波信号主要由心率信号、呼吸信号及干扰信号组成。其中,脉搏波信号为已解调信号记作 $X(t)$, 心率信号为载波信号记作 $Y(t)$, 呼吸信号为基带信号记作 $Z(t)$, 干扰信号记作 $N(t)$ 。根据幅度调制原理得到:

$$X(t) = Z(t) \times Y(t) + N(t). \quad (10)$$

为了得到呼吸成分 $Z(t)$, 需要对脉搏波信号 $X(t)$ 进行相干解调, 相干解调的一般模型如图 2 所示。

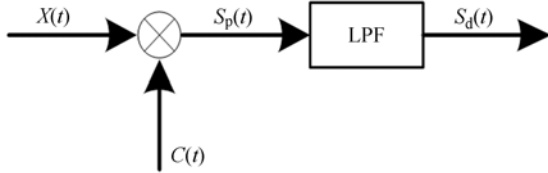


图 2 相干解调模型

Fig. 2 Coherent demodulation model

图中, $C(t) = \cos 2\pi f_\omega t$, f_ω 为心率瞬时估计值。心率信号 $Y(t)$ 为拟周期信号, 可用正弦函数表示, 即有:

$$Y(t) = S_1 \cos 2\pi f_\omega t + S_2 \sin 2\pi f_\omega t, \quad (11)$$

其中: S_1, S_2 为系数参数。根据相干解调原理, 将 $X(t)$ 与 $C(t)$ 相乘, 得到:

$$\begin{aligned} S_p(t) &= X(t) \times C(t) = X(t) \times \cos 2\pi f_\omega t = \\ &= (Z(t) \times Y(t) + N(t)) \times \cos 2\pi f_\omega t = \\ &= \frac{1}{2} S_1 Z(t) + \frac{1}{2} S_2 Z(t) \cos 2f_\omega t + \\ &= \frac{1}{2} S_2 Z(t) \sin 2f_\omega t + N(t) \cos f_\omega t. \end{aligned} \quad (12)$$

将公式(12)中的信号 $S_p(t)$ 通过一组理想低通滤波器, 截止频率为 $f_c < f_\omega$, 则通过低通滤波器得到的信号 $S_d(t)$ 为:

$$S_d(t) = \frac{1}{2} S_1 Z(t) \propto Z(t). \quad (13)$$

其中 $Z(t)$ 就是脉搏波中的呼吸信号。

2.4 获取呼吸速率的估计

对呼吸信号 $Z(t)$ 调幅序列进行傅里叶变换, 得到呼吸信号的功率谱密度 (Power Spectral Density, PSD), 功率谱密度图中的最高峰就是谐波频率, 即为呼吸速率。

3 实验

3.1 实验平台

本文采用东北大学嵌入式技术实验室自主研发的近红外可穿戴设备(以下简称可穿戴设备)采集人体指尖脉搏波, 并在该设备上实现呼吸率的计算。图 3 中的方块 1 和 2 所示分别为可穿戴设

备的近红外透射式脉搏传感器和核心控制单元, 可穿戴设备的采样频率为 80 Hz。为了更全面地评估和分析可穿戴设备上的 ASD 算法, 将可穿戴设备采集的脉搏波和相关数据通过蓝牙(如图 3 中 3 所示)传输给电脑。在电脑端, 使用 Matlab 软件进行频谱分析。

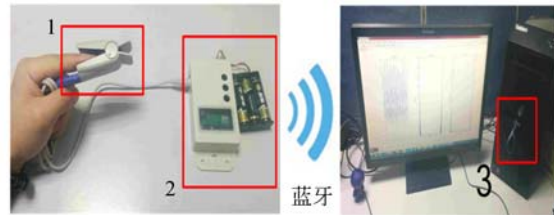


图 3 脉搏波测量实验平台

Fig. 3 Experimental platform of pulse wave measurement

3.2 实验方法

在站立与侧卧两种姿态下, 使用可穿戴设备采集 55 个健康个体的脉搏波(其中 27 个女性, 28 个男性, 年龄为 22~50 岁)。被测试者在两种姿态下进行定频呼吸率测试, 定频节奏为给定蜂鸣器节奏, 即当蜂鸣器响一次测试者呼吸一下。定频呼吸率为本次实验的基础参考呼吸率, 呼吸率估计值保留到小数点后 3 位。

表 1 实验条件对照表

Tab. 1 Experimental conditions

姿态	呼吸率/Hz				
	0.200	0.300	0.400	0.500	0.600
站立	✓	✓	✓	✓	✓
侧卧	✓	✓	✓	✓	✓

蜂鸣器的蜂鸣频率为 0.200~0.600 Hz(其中, 一般正常成年人的静息呼吸率为 0.200~0.300 Hz, 处于运动状态或者疾病状态的成年人呼吸率为 0.500~0.600 Hz, 年龄越大呼吸越慢), 每次测试按照 0.100 Hz 的增量递增。在同一种姿态下, 每人进行 5 种不同频率的呼吸率测试。2 种人体姿态(站立和侧卧)和 5 种不同频率的定频呼吸率(呼吸率分别为 0.200, 0.300, 0.400, 0.500 和 0.600 Hz)构成 10 种实验条件, 如表 1 所示。每种实验条件由身体姿态和定频呼吸率两个参数组成。

每个人在每种实验条件下的有效采样总时长为3 min,分3段采集,每段持续1 min,相邻两段采集间隔为10 s。实验中,被测试者按照蜂鸣器频率呼吸一段时间,待被测试者适应呼吸节奏后,再开始采集数据。

4 实验验证与性能分析

为了全面地、准确地评价 ASD 算法的性能,从多个角度对 ASD 算法进行了对比评价。首先,在10种实验条件下,通过可穿戴设备采集并计算55个成年人的实验呼吸率,用于验证 ASD 算法呼吸率估计的可行性。其次,使用中位数误差和四分位距误差两种误差分析方法,确定站立与侧卧两种条件下一致性最高的滤波器参数。通过对比 ASD、CWT 和 AR 模型的单因素方差,定量评价 ASD 算法的准确性与一致性。最后,通过与 CWT 和 AR 模型相比,对 ASD 算法的实时性进行对比评价。

4.1 可行性验证与分析

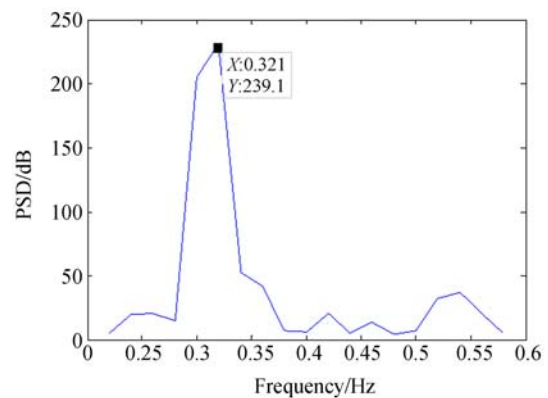
由于实验对象与实验次数过多,本文采用个体验证和整体测试统计分析相结合的方法进行 ASD 算法的可行性验证。

4.1.1 个体验证

在两种实验条件下,从55位测试者中随机选取一位测试者进行个体验证分析。其中,两种实验条件分别如下:

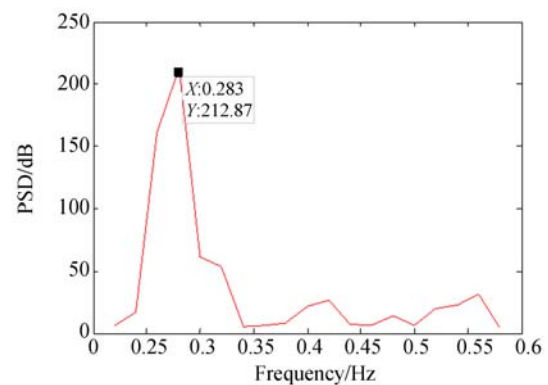
- 身体姿态:站立,定频呼吸率:0.300 Hz。
- 身体姿态:侧卧,定频呼吸率:0.300 Hz。

根据 ASD 算法原理,通过测试者脉搏波得到相应的时频谱。结合测试者的瞬时心率对时频谱进行相干解调,得到脉搏波的调幅序列。然后,对脉搏波的调幅序列进行傅里叶变换,获得呼吸信号的 PSD 图,如图 4(a)和 4(b)所示,分别为实验条件 a 和实验条件 b 下得到的 PSD 图。从图 4 可以看出,该测试者的功率谱密度最高峰分别为 0.321 和 0.283 Hz。即该测试者在实验条件 a 和实验条件 b 的情况下,呼吸率估计值分别为 0.321 和 0.283 Hz。而实验参考呼吸率为 0.300 Hz,两个实验条件下的误差分别为 0.021 和 0.017 Hz。其误差率均小于 7.000%,由此从个体实验角度验证了 ASD 算法呼吸率估计的可行性。



(a)实验条件 a

(a) Experiment a



(b)实验条件 b

(b) Experiment b

图 4 不同实验条件下的功率谱密度

Fig. 4 Power spectral densities in different experimental conditions

4.1.2 整体测试统计分析

为了弥补个体验证对 ASD 算法评估的局限性,对10种实验条件下55个健康个体的550次实验进行了统计分析。

图 5 所示为不同基础参考呼吸率下,55位测试者进行站立与侧卧两种姿态的呼吸率测试结果。从图 5 可以看出,测试者的呼吸率在基础参考呼吸率上下浮动,大部分测试者站立呼吸率比侧卧呼吸率高,但是差距不大。以基础参考呼吸率为 0.500 Hz 为例,55 位测试者站立和侧卧的呼吸率均值分别为 0.521 Hz 和 0.499 Hz,均值误差分别为 0.021 和 0.001 Hz,均值误差率最大只有 4.200%。

图 6 为 550 次实验的标准误差统计。由左至右基础参考呼吸率依次为 0.200, 0.300, 0.400,

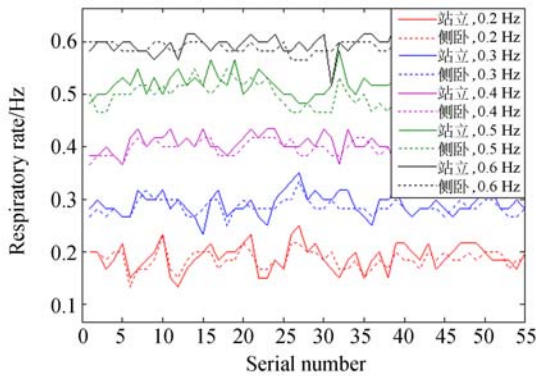


图 5 呼吸率整体测试结果图

Fig. 5 Test results of respiratory rate of 55 people

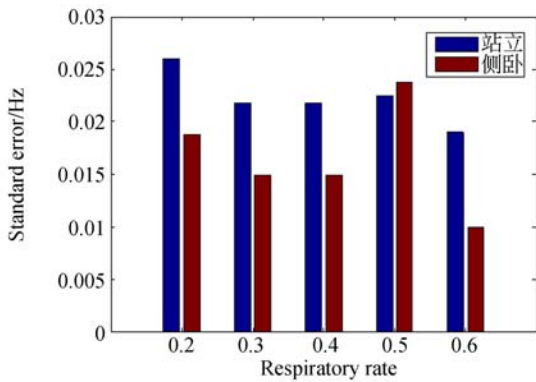


图 6 标准误差统计

Fig. 6 Statistics of standard error

0.500 和 0.600 Hz, 每种频率下站立和侧卧两种姿态的平均标准误差分别为 0.022, 0.018, 0.018, 0.023 和 0.014 Hz, 与之相对应的均值误差分别为 0.019, 0.017, 0.014, 0.021 和 0.011 Hz。虽然在 0.300 Hz 和 0.400 Hz 的基础呼吸率条件下, 实验标准误差相同, 但是 0.400 Hz 条件下的均值误差更小。由此说明两种条件下误差数据的离散程度一致, 但 0.400 Hz 条件下的实验结果精度更高。在不同基础呼吸率的实验条件下, 标准误差与均值误差的趋势一致, 并且整体标准误差和均值误差分别只有 0.019 Hz 和 0.016 Hz。误差离散程度与整体误差的均值仅相差 15.789%, 标准误差最大值仅为 0.023 Hz, 误差离散程度很小, 说明本文在可穿戴设备上提出的 ASD 算法具有可靠的呼吸率检测能力, 是可行的。

4.2 准确性及一致性分析

4.2.1 误差分析方法

通过误差分析进行呼吸率的准确性定量评价。将每个健康个体的误差指标用 Err 表示,

即有:

$$Err = \frac{\hat{R} - R}{R} \times 100\% \quad (14)$$

式中: \hat{R} 表示通过 ASD 计算得到的呼吸频率, R 代表实际的基础参考呼吸频率。本文分别采用中位数和四分位距计算方法进行误差分析。

4.2.1.1 中位数误差检测

中位数是指将统计总体当中的各个变量值按大小顺序排列, 形成一个数列, 处于变量数列中间位置的变量值就称为中位数。中位数误差检测结果可以体现检测方法的准确性, 中位数的值越接近 0, 检测方法的准确性越好。

中位数误差检测结果如图 7 所示, 横坐标为 ASD 算法中 FIR 滤波器带宽 F_w 的变化取值: 0.002~0.060 Hz, 纵坐标为采用式 (14) 计算的误差值。从图 7 中可以看出, 在站立状态下中位数误差从一个很大的负值开始缓慢增长, 并在两种状态下超过 0。

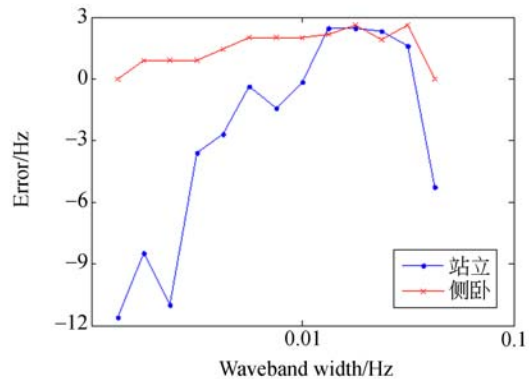


图 7 中位数误差检测结果

Fig. 7 Results of median error detection

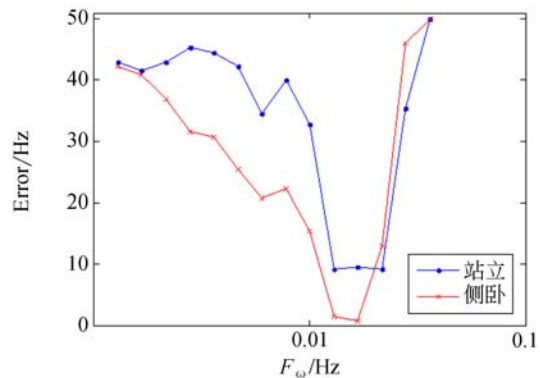


图 8 IQR 误差检测结果

Fig. 8 Results of IQR error detection

4.2.1.2 四分位距误差检测

四分位数是统计学中分位数的一种,即把所有数据由小到大排列并分成四等份,处于三个分割点位置的数据就是四分位数。该样本中所有数据由小到大排列;第一四分位数为后 25% 的数据;第二四分位数为后 50% 的数据;第三四分位数为排列后 75% 的数据。第三四分位数与第一四分位数的差距又称四分位距(Inter Quartile Range, IQR)。IQR 误差检测结果代表着检测方法保持一致性的能力, IQR 越小,检测方法保持一致性的能力越强。

图 8 横坐标为算法 ASD 中 FIR 滤波器带宽的变化取值:0.002~0.060 Hz,纵坐标为式(14)计算的误差值。从图中可以看出,站立和仰卧两种状态的 IQR 趋势大体是一致的,均为先递减,再递增的趋势。此外,当 F_w 为 0.020~0.040 Hz 时, IQR 最小。

4.2.1.3 误差分析及 F_w 选取

从中位数误差及四分位误差的分析中可以看出,当 F_w 为 0.020~0.040 Hz 时,两种姿势的 IQR 达到了最低,即此时一致性最好,并且可以看到波谷点位置 F_w 处于 0.010~0.030 Hz 之间。因此,为了保持更好的一致性以及较低的中位数误差,算法选择 $F_w=0.030$ Hz。

4.2.2 单因素方差分析

采用单因素方差分析方法对 ASD 算法进行准确性与一致性分析。分别采用中位数和 IQR 对 ASD 算法, CWT 算法和 AR 模型进行中位数误差、IQR 误差的统计计算。

统计结果按照身体姿态分为站立与侧卧两种。每种姿态又划分为高频与低频进行细分统计。其中,根据基础参考呼吸率范围,将 0.200~

0.300 Hz 划分为低频,记为 LF;将 0.400~0.600 Hz 划分为高频,记为 HF。细分统计中分别进行中位数计算中位数误差和 IQR 计算中位数误差两种计算。按照以上划分进行 3 种算法的计算,共得到 24 个计算结果。这 24 个中位数误差结果构成中位数的单因素方法分析表,如表 2 所示。同理,24 个 IQR 误差结果构成 IQR 的单因素方法分析表,如表 3 所示。

从表 2 可以看出:站立和侧卧两种情况下, HF 的中位数误差要比 LF 的中位数误差大,这一特点符合高频呼吸率计算比低频呼吸率计算误差高的生理特点。但仅从 LF 组来看,4 种方法的中位数误差相差不大,均保持在 1.000% 以下,说明低频呼吸率误差的一致性较好。按照算法种类来看, AR 模型与 CWT 的 HF 中位数误差比 ASD 中位数误差大很多,而 IQR 计算中位数误差方面, AR 模型与 CWT 均高于 ASD。由此说明 ASD 精度比 AR 与 CWT 高。ASD 误差比 CWT 低,但是相比 AR 模型来说,一致性更好。

从表 3 中可以看出: ASD 比 AR 模型的站立 LF 中位数计算 IQR 误差高 1.108%, 但其他 7 种误差参数均远小于 AR 模型。CWT 的 8 种参数均高于 ASD。从而说明 ASD 的准确性比 AR 模型与 CWT 都高。而在 IQR 误差分析中, ASD 的中位数计算 IQR 误差和 IQR 计算 IQR 误差与 CWT 的两种 IQR 误差一致性相同,但是与 AR 模型有一定差别,差别主要在于站立 LF 与站立 HF 情况下, ASD 和 CWT 的 HF 均高于 LF,但是 AR 模型的 HF 却低于 LF,这说明 ASD 与 CWT 的一致性好于 AR 模型。这一点也体现在表 2 中。

表 2 中位数的单因素方差分析表

Tab. 2 Single-factor variance analysis of median

姿势	真实呼吸频率 /Hz	AR [20]		CWT[19]		本文的 ASD	
		中位数计算 中位数误差/%	IQR 计算 中位数误差/%	中位数计算 中位数误差/%	IQR 计算 中位数误差/%	中位数计算 中位数误差/%	IQR 计算 中位数误差/%
站立	LF	0.812	5.119	0.003	1.117	0.002	0.068
	HF	-0.671	27.292	-54.471	39.019	-0.351	2.521
仰卧	LF	-0.568	3.694	0.001	3.048	0.001	0.102
	HF	-22.141	43.852	-46.532	61.502	0.013	1.104

表 3 IQR 的单因素方差分析表

Tab. 3 Single-factor variance analysis of IQR

姿势	真实呼吸频率 /Hz	AR[20]		CWT[19]		本文的 ASD	
		中位数计算	IQR 计算	中位数计算	IQR 计算	中位数计算	IQR 计算
		IQR 误差/%	IQR 误差/%	IQR 误差/%	IQR 误差/%	IQR 误差/%	IQR 误差/%
站立	LF	0.531	15.837	6.511	26.208	1.639	3.241
	HF	18.913	66.841	18.293	24.589	2.472	19.656
仰卧	LF	5.692	61.959	2.442	16.777	1.628	1.637
	HF	15.161	55.522	9.801	41.703	4.557	25.252

综上所述,AR 模型、CWT 和 ASD 的准确性由高到低依次排列为 ASD、CWT 和 AR 模型,其中 ASD 的准确性最高。在准确性方面,ASD 的中位数误差均值比 CWT 和 AR 模型分别提高了 96.001% 和 97.978%。ASD 的 IQR 误差均值比 CWT 和 AR 模型分别提高了 75.014% 和 52.732%。在一致性方面,整体上 ASD 与 CWT 的能力高于 AR 模型。

4.3 实时性分析

为了在可穿戴设备上计算呼吸率,算法的实时性是关键,它直接决定了该算法是否可以在可穿戴设备上使用。

对 55 个被测试者进行脉搏波采集,每人 10 组实验。同时使用 ASD、CWT 和 AR 模型对所采集的脉搏波数据进行处理,并计算呼吸率。每种算法共进行 550 次运算,将每种算法的总计算时间求平均值,作为该算法的一次运算时间记录。以上过程重复 5 次,得到 5 次运行时间的统计结果,如图 9 所示。

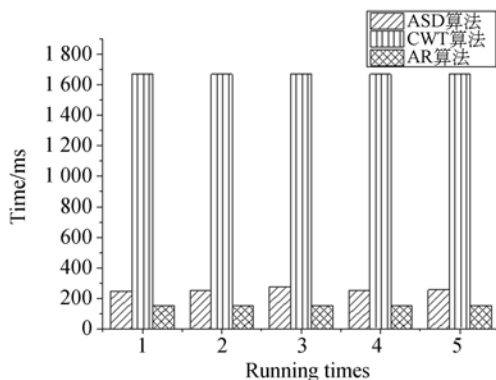


图 9 三种算法的 5 次实验实时性对比图

Fig. 9 Comparison of real-time properties among three algorithms for five times experiments

从图 9 中可以看出,3 种算法的 5 次结果的平均时间分别为:255.670,1 668.410 和 148.825 ms。AR 模型的运算速度与本文的 ASD 算法相差不多,CWT 的运算速度远大于 ASD 算法的运算速度,主要在于 CWT 以牺牲时间来提高呼吸率的检测精度。因此,ASD 算法的实时性较好,并且比呼吸率检测准确性高的 CWT 提高了 84.68%,可以满足可穿戴设备对实时性的需求。

5 结 论

本文针对使用 PPG 信号估计呼吸率时存在的准确性不高和实时性不够的问题,提出了一种基于时频谱的 ASD 算法。该方法通过 CDM 和 FFCDM 进行时频谱提取,并从时频谱中获得瞬时心率值。对 PPG 信号进行相干解调获得呼吸波信号,从呼吸波信号的 PSD 图中获得呼吸率。实验结果表明,从计算准确性上来看,ASD 的中位数误差均值比和 CWT、AR 模型分别提高了 96.001% 和 97.978%。ASD 的 IQR 误差均值比 CWT 和 AR 模型分别提高了 75.014% 和 52.732%。从实时性上看,ASD 的耗时比 CWT 减少了 84.68%,并且 ASD 与高准确的 CWT 一致性程度更高。

综上所述,本文提出的 ASD 算法可以进行高效、实时的呼吸率检测,为可穿戴设备的呼吸率检测提供了一种可靠方法。下一阶段工作包括去除 PPG 信号运动伪影与运动过程中 PPG 信号生理形变等,从而使得可穿戴设备具备运动呼吸率检查的能力。

参考文献:

- [1] LE T Q, CHENG C Q, SANGASOONGSONG A, *et al.*. Prediction of sleep apnea episodes from a wireless wearable mutisensor suite[C]. *Proceedings of IEEE Point-of-Care Healthcare Technologies, Bangalore, India. PHT*, 2013: 152-155.
- [2] KANMAKAR C, KHANDOKER A, PENZEL T, *et al.*. Detection of respiratory arousals using Photoplethysmography (PPG) signal in sleep apnea patients [J]. *IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics*, 2015, 18(3): 1065-1073.
- [3] ZEMB P, GONCALVES H, BELLEC J Y, *et al.*. Prenatal observation of heart rate sequences presenting entropic analogies with sudden infant death syndrome: preliminary report[C]. *Proceedings of IEEE the 26th International Symposium on Computer-Based Medical Systems, Porto, Portugal, CBMS*, 2013: 421-424.
- [4] FEKR A R, RADECKA K, ZILLC Z. Design and evaluation of an intelligent remote tidal volume variability monitoring system in e-health applications [J]. *IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics*, 2015, 19(5): 1532-1548.
- [5] MIELOSZYK R J, VERGHESE G C, DEITCH K, *et al.*. Automated quantitative analysis of capnogram shape for COPD-normal and COPD-CHF classification[J]. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 2014, 61(12): 2882-2890.
- [6] ORPHANIDOU C, FLEMING S, SHAH S A, *et al.*. Data fusion for estimating respiratory rate from a single-lead ECG[J]. *Biomedical Signal Processing and Control*, 2013, 8(1): 98-105.
- [7] ZHANG Z L. Photoplethysmography-based heart rate monitoring in physical activities via joint sparse spectrum reconstruction[J]. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 2015, 62(8): 1902-1910.
- [8] LOSSLESS G R. Compression technique for real-time photoplethysmographic measurements [J]. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2015, 64(4): 308-316.
- [9] 王蒙军,王楠,王霞,等. 由可见光谱视频中提取心率的对角累积量法[J]. *光学精密工程*, 2015, 23(9): 2698-2707.
- [10] WANG M J, WANG N, WANG X, *et al.*. Extracting heart rate from visible spectrum video based on diagonal cumulant algorithm[J]. *Opt. Precision Eng.*, 2015, 23(9): 2698-2707. (in Chinese)
- [11] LIU J J, HUANG M C, XU W Y, *et al.*. Breath-sens; a continuous on-bed respiratory monitoring system with torso localization using an unobtrusive pressure sensing array[J]. *IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics*, 2015, 19(5): 1682-1688.
- [12] 吕扬,刘杰. 基于面部图像的心率测量系统[J]. *光学精密工程*, 2015, 23(10z): 651-659.
- [13] LÜ Y, LIU J. Heart rate acquisition system on facial image [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2015, 23(10z): 651-659. (in Chinese)
- [14] 刘通,司玉娟,臧睦君,等. 基于核主元分析和支持向量机的心拍识别[J]. *光学精密工程*, 2015, 23(10z): 744-751.
- [15] LIU T, SI Y J, ZANG M J, *et al.*. Electrocardiogram beat classification based on kernel principal component analysis and support vector machine [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2015, 23(10z): 744-751. (in Chinese)
- [16] YANG Y H, TANG K T. A pulse oximetry system with motion artifact reduction based on Fourier analysis[C]. *Proceedings of 2014 IEEE International Symposium on Bioelectronics and Bioinformatics, Chung Li, China Tai Wan: ISBB*, 2014: 1-4.
- [17] MISRA S, SARKAR S. Priority-based time-slot allocation in wireless body area networks during medical emergency situations: an evolutionary game-theoretic perspective[J]. *IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics*, 2015, 19(2): 541-548.
- [18] MATSUBARA M, OBA T, KADONE H. Wearable auditory biofeedback device for blind and sighted individuals[J]. *IEEE MultiMedia*, 2015, 22(1): 68-73.
- [19] 邹滋润,陈真诚,朱健铭. 基于光电容积脉搏波的呼吸波提取[J]. *中国生物医学工程学报*, 2013, 22(4): 508-512.
- [20] ZOU Z R, CHEN ZH CH, ZHU J M. Extraction

- of respiratory wave from photoplethysmography signals[J]. *Chinese Journal of Biomedical Engineering*, 2013, 22(4): 508-512. (in Chinese)
- [17] LEIER M, JERVAN G, STORK W. Respiration signal extraction from photoplethysmogram using pulse wave amplitude variation[C]. *Proceedings of IEEE International Conference on Communications, Sydney; NSW, ICC*, 2014: 3535-3540.
- [18] DEHKORDI P, GARDE A, MOLAVI B. Estimating instantaneous respiratory rate from the photoplethysmogram[C]. *Proceedings of 37th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society, Milan; EMBC*, 2015: 6150-6153.
- [19] ADDISON P S, WATSON W J, MESTEK M L. Pulse oximetry-derived respiratory rate in general care floor patients[J]. *Journal of Clinical Monitoring and Computing*, 2015, 29(1): 113-120.
- [20] SHAHA S A, FLEMING S, THOMPSON M. Respiratory rate estimation during triage of children in hospitals[J]. *Journal of Medical Engineering & Technology*, 2015, 39(8): 514-524.

作者简介:



陈星池(1987—),男,辽宁绥中人,博士研究生,2010年于沈阳化工大学获得学士学位,2014年于东北大学获得硕士学位,主要从事可穿戴设备、体域网、身体传感与普适计算、机器视觉、能源互联网的研究。E-mail: chenxingchi999@126.com

(版权所有 未经许可 不得转载)