

基于新的变步长最小均方算法在运动环境中实时提取心率的方法

熊英^{1,3}, 欧建平², 王威¹

1. 长沙理工大学计算机与通信工程学院, 湖南 长沙 410114; 2. 国防科技大学 ATR 重点实验室, 湖南 长沙 410073; 3. 长沙理工大学综合交通运输大数据智能处理湖南省重点实验室, 湖南 长沙 410114

【摘要】针对光电容积脉搏波容易受运动伪影干扰的问题,为不同运动状态下可穿戴设备的心率提取提供一种新的变步长最小均方(HSFLMS)算法。根据不同的运动状态分别进行去噪处理:静止状态采用波峰波谷计数方法,运动状态则采用 HSFLMS 算法。HSFLMS 算法根据双曲正弦函数模型,构造了一种新的关于步长和误差的非线性关系函数,并分析了参数取值对算法性能的影响。根据实验结果可知,相较于其他算法,HSFLMS 算法的结构框架更简洁、更高效,能有效提取不同运动状态下的实时主体心率。

【关键词】心率;光电容积脉搏信号;变步长最小均方算法;运动状态;双曲正弦函数

【中图分类号】TN911.72;TP391.9

【文献标志码】A

【文章编号】1005-202X(2016)09-0963-07

Real-time heart rate extraction method based on HSFLMS algorithm in motion state

XIONG Ying^{1,3}, OU Jian-ping², WANG Wei¹

1. School of Computer and Communication Engineering, Changsha University of Science and Technology, Changsha 410114, China; 2. ATR Key Lab, National University of Defense Technology, Changsha 410073, China; 3. Hunan Key Laboratory of Intelligent Processing of Comprehensive Transportation Big Data, Changsha University of Science and Technology, Changsha 410114, China

Abstract: A hyperbolic sine function least mean square (HSFLMS) algorithm for extracting heart rate of wearable devices under different motion states was proposed, aiming at solving the problem that photoplethysmography was easily affected by motion artifact. Different methods were used in different states for denoising. Peaks and valleys counting method was used in stationary state, and HSFLMS algorithm was used in motion state. A new nonlinear relationship function about step and error in HSFLMS algorithm was constructed based on hyperbolic sine function model, and the effects of parameter value on algorithm performance were analyzed. The experimental results showed that the structural framework of HSFLMS algorithm was more concise, and that the efficiency of HSFLMS algorithm was higher than that of similar approaches. The real-time heart rate can be efficiently extracted under different motion states by using HSFLMS algorithm.

Key words: heart rate; photoplethysmography signal; hyperbolic sine function least mean square algorithm; motion state; hyperbolic sine function

前言

心率检测作为医疗监护中最常见的检查之一,用于衡量人体的健康程度。光电容积脉搏波描记(PPG)信号作为一种心率检测信号,已应用于临床医学上,是很多可穿戴心率检测设备的首选。但目前,应用 PPG 信号进行心率测量时,通常要求被测试人员保持固定姿势,且不存在环境干扰因素,因此,很难直接获取没有运动伪差的纯净 PPG 信号。简单的

数字滤波器虽然能对 PPG 信号进行滤波,但是因为其有固定的截止频率,只能滤除有用信号频率不重叠的部分,无法直接滤除运动伪差干扰与有用信号频率重叠的部分^[1]。PPG 信号在可穿戴设备上的应用受到了一定的限制。因此,对在可穿戴设备上去除运动伪差干扰的算法研究显得尤为重要。Kim 等^[2]提出独立分量分析算法,Reddy 等^[3]提出奇异值分解算法,王鹏等^[4]提出基于小波变换的方法,以上算法虽然能有效去除 PPG 信号中的运动伪差,但运算量大、过程复杂,而可穿戴设备的运行内存有限,所以这些算法并不适用于可穿戴设备。Chan 等^[5]、Ram 等^[6]、Yousefi 等^[7]分别提出使用变步长最小均方(LMS)算法在原 PPG 信号中获取噪声参考信号的方

【收稿日期】2016-04-27

【基金项目】国家自然科学基金(61002022)

【作者简介】熊英,女,研究生,研究方向:智能信息处理,E-mail: xiongyingof1213@163.com

法,此类方法虽然效果可观,但是参考信号的获取需要大量的数据和运算内存,且算法需要一个较长的缓冲过程,难以满足可穿戴设备所要求的实时、高效,同时,上述方法只有在测试者保持固定姿势的情况下才能保证数据的可靠和准确,难以适用于可穿戴设备中要求的动态环境。针对以上算法存在的问题,在PPG信号特点分析的基础上,本研究提出适用于运动环境下的变步长LMS(HSFLMS)算法,并进行仿真实验,结果表明HSFLMS算法能有效去除运动干扰对心率计算的影响。

1 自适应滤波算法

1.1 光电容积脉搏波分析

光电容积脉搏波是通过PPG得到的信号,主要使用一个光源和一个光源探测器在主体血管组织中检测血液容积的变化。光束(主要是红光和红外光)穿透主体组织(如指尖或耳垂)时,通过透射或反射的方式传送到光源探测器。在光穿透或反射到主体生物组织的过程中,由于光反射等原因,会造成光源探测器接受到的光强度减弱。检测到的PPG信号包括直流分量(DC)和交流分量(AC)。DC是静态信号,是主体组织中静态元素(血液中非脉动部分,如皮肤、肌肉、骨骼等)的体现,这些静态元素在整个血液循环过程中对光的吸收是恒定不变的;AC是动态变化的信号,是主体血管内血液容积呈脉动性变化的体现。所检测到的PPG信号包含目标信号和干扰信号,DC处于低频阶段,可以直接利用简单的数字滤波器进行处理,但由于AC中存在干扰信号和目标信号频率重叠的部分,无法通过简单的数字滤波器进行滤除,需要采用另外的滤波算法进行处理^[8]。

1.2 数据分析

人体加速度向量幅值(SVM)是区分人体运动状态的重要参量,SVM越大表明人体运动越剧烈^[9-10]:

$$SVM = (X_{acc}^2 + Y_{acc}^2 + Z_{acc}^2)^{\frac{1}{2}} \quad (1)$$

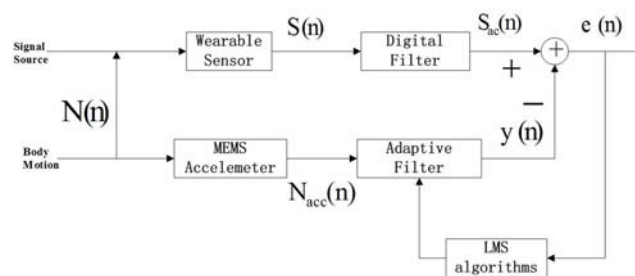
其中, X_{acc} 、 Y_{acc} 、 Z_{acc} 分别为三轴加速度计X、Y、Z轴的加速度。

本研究通过SVM阈值法判断运动状态,将人体运动分为稳定状态和运动状态。坐立、站立等日常行为属于稳定状态,跑步、快速行走等属于运动状态。若判定为稳定状态,则使用波峰波谷计数法提取心率值;若判定为运动状态,则使用自适应滤波算法对PPG信号进行去噪,再转化为心率值。应用HSFLMS算法前,需要对采集到的信号进行必要的预处理。首先,解决数据的剧烈跳跃,若跳跃幅度很大,则将此数据剔除,保留有效数据(采样中的孤立

值);然后,滤除PPG信号中与目标信号无关的低频和低频分量,使信号达到使用HSFLMS算法的要求。

1.3 LMS算法

常用的有源自适应噪声消除模型结构如图1所示。自适应滤波器对 $S_{ac}(n)$ 中的噪声进行估计,并把估计值 $y(n)$ 与 $S_{ac}(n)$ 相减以达到消除噪声的效果。其中, $S(n)$ 表示PPG信号, $S_{ac}(n)$ 表示滤除DC后的AC信号, $N(n)$ 表示噪声干扰信号, $N_{acc}(n)$ 表示三轴加速度计获得的噪声参考信号(与目标信号无关,与噪声信号相关), $y(n)$ 表示输出信号, $e(n)$ 表示误差信号,其中 $N(n)$ 很难被直接测量出来, $N_{acc}(n)$ 和 $N(n)$ 具有相同的运动信号源。



LMS: Least mean square

图1 自适应滤波处理框图

Fig.1 Block diagram of adaptive filter processing

自适应滤波算法迭代公式为:

$$y(n) = N_{acc}^T(n)w(n) \quad (2)$$

$$e(n) = S_{ac}(n) - y(n) \quad (3)$$

$$w(n+1) = w(n) + \mu(n)e(n)N_{acc}(n) \quad (4)$$

其中, $\mu(n)$ 是步长因子, $N_{acc}^T(n)$ 是转置后的噪声参考信号, $w(n)$ 是系数向量, $w(n+1)$ 是更新的系数向量, LMS算法收敛的条件是 $0 < \mu < \frac{1}{\lambda_{max}}$, λ_{max} 是输入信号自相关矩阵的最大特征值。

2 HSFLMS算法

2.1 算法分析

双曲正弦函数的定义式为:

$$f(x) = \sinh(x) = \frac{e^x - e^{-x}}{2} \quad (5)$$

将双曲正弦函数进行函数变换得到式(6):

$$f(x) = a * |\sinh(b * x^2)| = a * \frac{e^{b * x^2} - e^{-b * x^2}}{2} \quad (6)$$

图2是双曲正弦函数曲线图,图3是经函数变换后的曲线图。变换后的函数曲线变化规律符合步长 $u(n)$ 和误差 $e(n)$ 间的调整原则,因此,经函数变换后的公式(6)可作为步长因子 $u(n)$ 和误差 $e(n)$ 之间的一种

新关系。根据这一特性,本研究提出一种新型变步长LMS算法,简称HSFLMS,其步长因子为:

$$u(n) = a * u(n-1) + b * |\sinh(c * (e(n) * e(n-1)))|^d \quad (7)$$

其中,步长因子 $u(n)$ 通过误差信号 $e(n)$ 的自相关估计来调整,使算法能有效抑制不相关噪声在步长迭代过程中的影响,提高算法的抗噪性能。其中, $0 < a < 1$, a 一般取接近1的数,以便获得较大的收敛速度。

2.500、 $c=0.002$ 。参数 b 、 c 越大,曲线越陡峭,因此,参数 b 、 c 能有效地增加步长因子的取值(图4和图5)。但为防止 $u(n)$ 出现发散情形,参数 b 、 c 需控制在合理的范围内。参数 d 越大,曲线变化越缓慢(图6)。参数 b 的最佳取值为8.000,参数 c 的最佳取值为0.002,参数 d 的最佳取值为1.000(图4~图6)。在实际实验中,参数的选择应根据具体情况决定。

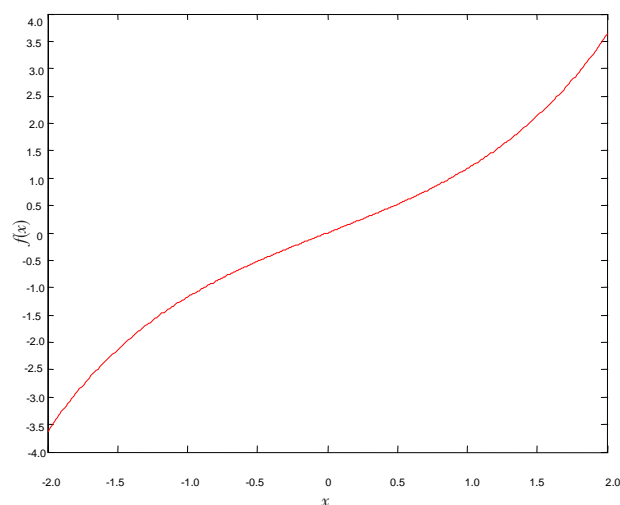


图2 双曲正弦函数

Fig.2 Hyperbolic sine function

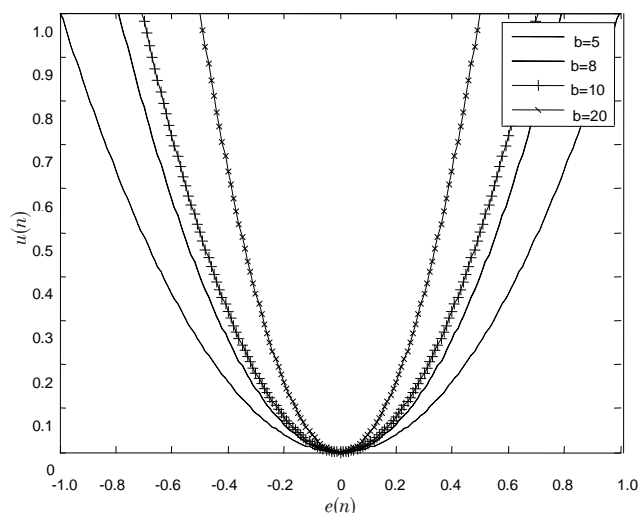


图4 参数b变化时 $e(n)$ 和 $u(n)$ 关系曲线

Fig.4 Curve of $e(n)$ and $u(n)$ when b changed

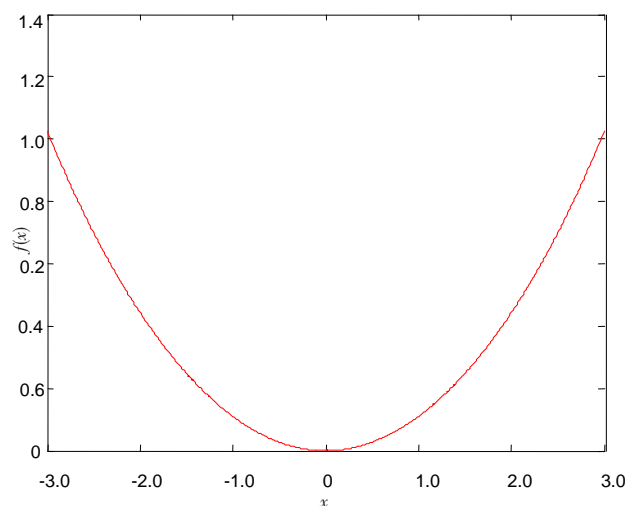


图3 变换后的函数图像

Fig.3 Function curve after transformation

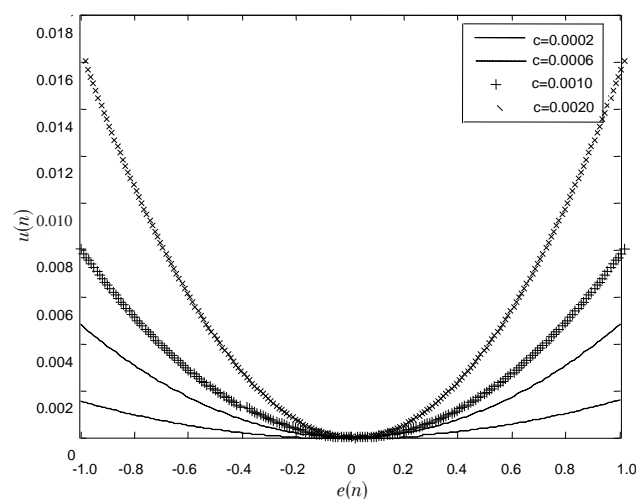


图5 参数c变化时 $e(n)$ 和 $u(n)$ 关系曲线

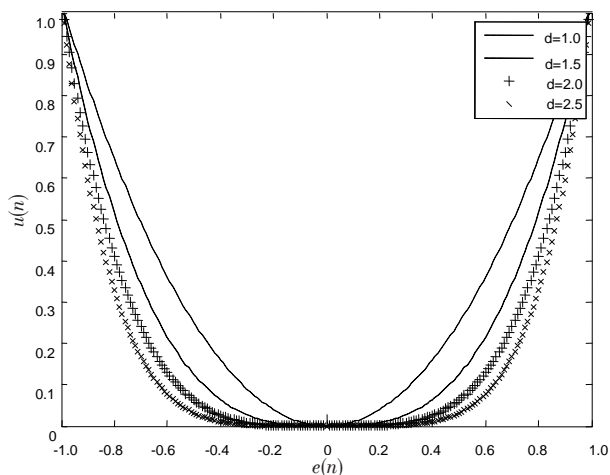
Fig.5 Curve of $e(n)$ and $u(n)$ when c changed

2.2 参数分析

图4为参数 a 、 c 、 d 不变,对 b 进行调整时, $e(n)$ 和 $u(n)$ 之间的函数曲线图,其中, $a=0.900$ 、 $c=0.002$ 、 $d=1.000$;图5为参数 a 、 b 、 d 不变,对 c 进行调整时, $e(n)$ 和 $u(n)$ 之间的函数曲线图,其中, $a=0.900$ 、 $b=8.000$ 、 $d=1.000$;图6为参数 a 、 b 、 c 不变,对 d 进行调整时, $e(n)$ 和 $u(n)$ 之间的函数曲线图,其中, $a=0.900$ 、 $b=$

2.3 算法性能分析

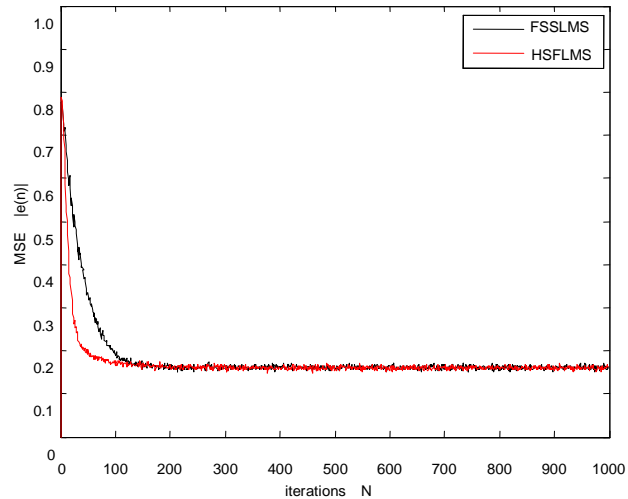
在HSFLMS算法和固定步长LMS(FSSLMS)算法^[11]的性能比较试验中,抽样点数 $N=1\ 000$;自适应滤波器阶数 $L=2$;输入信号是方差为1、均值为0的高斯白噪声;噪声信号是与输入信号不相关、方差为0.04、均值为0的高斯白噪声。FSSLMS算法中 $u=0.010$,HSFLMS算法中 $a=0.900$ 、 $b=8.000$ 、 $c=0.002$ 、

图6 参数d变时 $e(n)$ 和 $u(n)$ 关系图Fig.6 Curve of $e(n)$ and $u(n)$ when d changed

$d=1.000$ 、 $u(1)=0.001$ 。HSFLMS 算法在第 20 个采样点开始趋于收敛状态,FSSLMS 算法在第 100 个采样点开始趋于收敛状态(图7)。因此,HSFLMS 算法的收敛速度较FSSLMS 算法快。

3 实验结果与分析

本实验采用自主研发的智能手环进行 PPG 信号采集,通过迈瑞 iMEC 8 病人心电图综合监护仪来采集实时的心率值。实验以 25 周岁左右的健康志愿者为

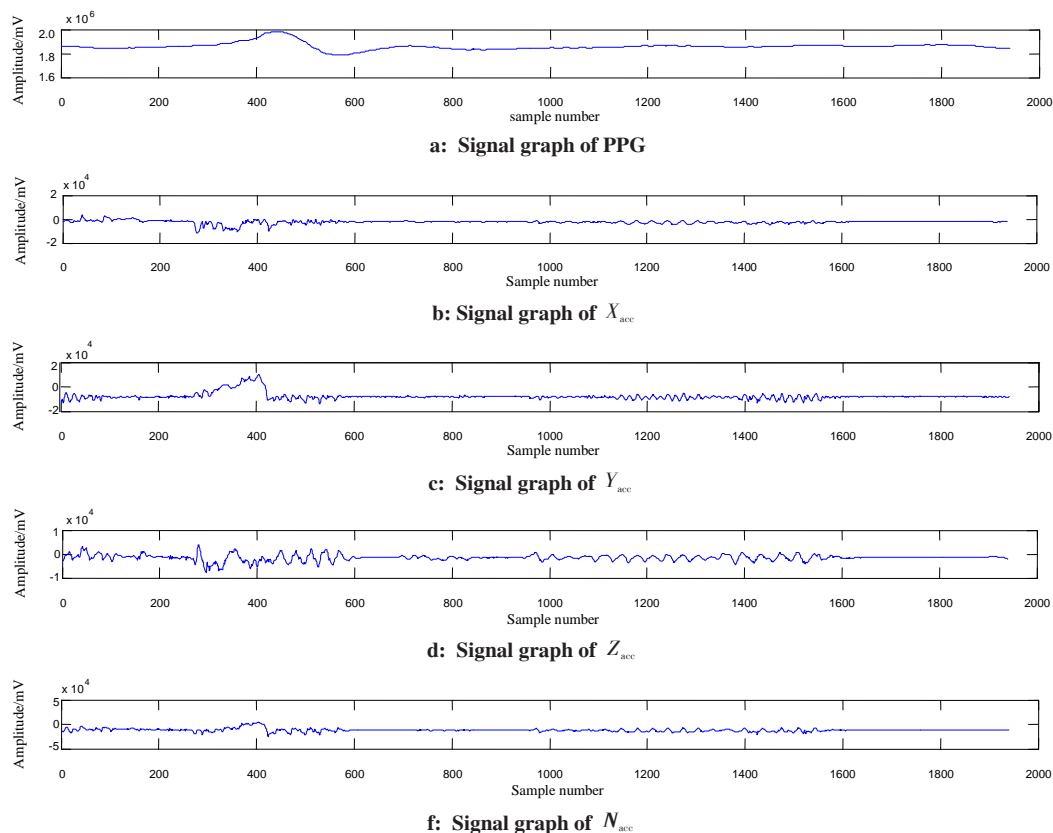


HSFLMS: Hyperbolic sine function LMS; FSSLMS: Fixed step size LMS

图7 HSFLMS与其他算法比较

Fig.7 Comparison of HSFLMS algorithm and FSSLMS algorithm

对象,选择具有代表性的运动状态(如静坐、站立、散步、跑步等)展开研究。通过对比每种运动状态下不同算法的测试结果来分析 HSFLMS 算法的性能特点。HSFLMS 算法中,以三轴加速度计采集的运动信号($N_{acc} = X_{acc} + Y_{acc} + Z_{acc}$)为参考信号,PPG 信号为输入信号,算法根据不同的运动噪声与心率信号特征调整相应的步长(图8)。

图8 PPG, X_{acc} , Y_{acc} , Z_{acc} , N_{acc} 信号图Fig.8 Signal graph of photoplethysmography (PPG), X_{acc} , Y_{acc} , Z_{acc} , N_{acc}

3.1 结果与分析

在不同运动状态下,PPG信号会收到不同运动的影响,因此,在提取心率之前,需要重建PPG信号,即

消除PPG信号中的运动干扰。图9和图10表示在走路和跑步的情形下,应用HSFLMS算法消除PPG信号中的噪声。

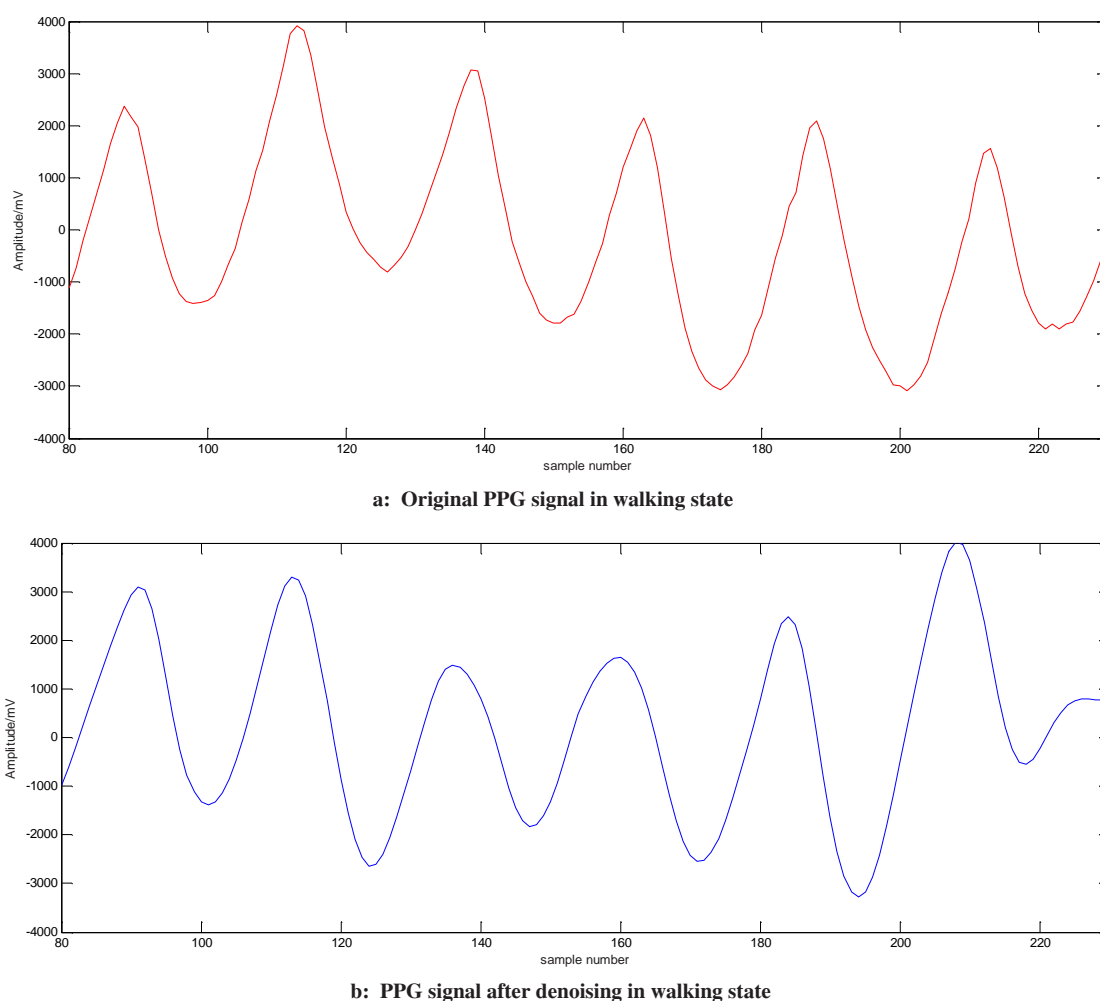


图9 走路状态下的原始PPG信号图和消噪后的PPG信号

Fig.9 Original PPG signal and PPG signal after denoising in walking state

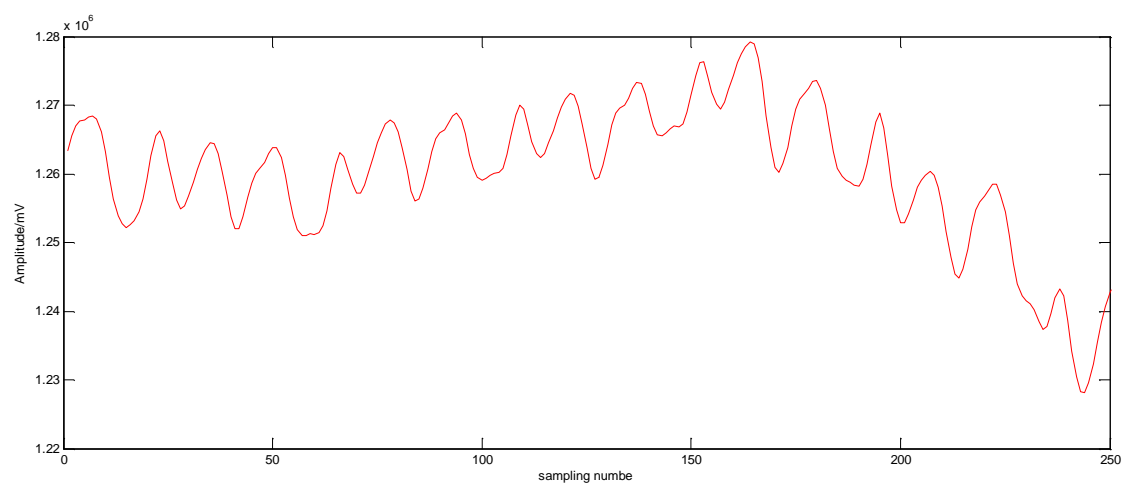
为验证HSFLMS算法在运动状态下提取心率的有效性,分别在跑步和走路的状态下,对HSFLMS算法、文献[12]提出的变步长LMS(VSSLMS)算法、分段式变步长截断误差LMS(CELMS)算法^[13]、FSSLMS算法进行实验对比(表1~表3)。

根据不同运动状态的分析可知HSFLMS算法所提取的心率更接近真实的心率。在走路和跑步的大运动量状态会造成信号的不稳定,因此,当心率状态达到一定临界值时(如本实验中,走路状态80 beat/min,跑步状态110 beat/min),VSSLMS算法不能持续稳定地跟踪心率状态;CELMS算法由于跟踪性能低,会造成心率骤然上升或急速衰减;FSSLMS算法在运动状态下的整体误差较大;HSFLMS算法相较于其他算法,能很好地提取运动状态下的心率(表1和表2)。从统计学角度来分析,HSFLMS算法在消噪后计算的心率平均值更接近真实

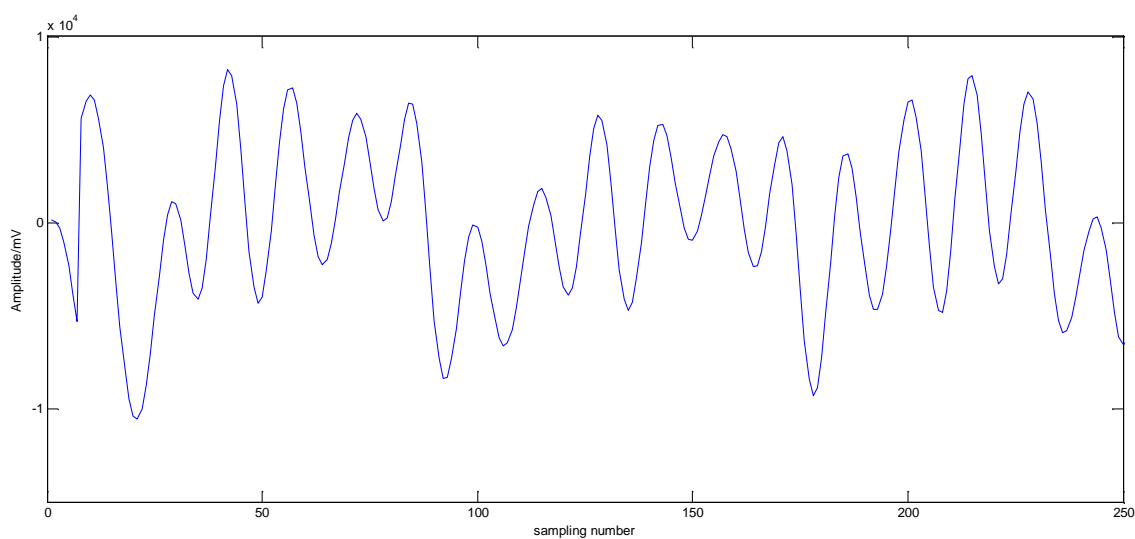
的心率状态,而其他几种算法的误差相对较大。综上所述,相对于同类算法,HSFLMS算法能更高效地在运动环境下提取心率。在自然坐立、站立状态时,波峰波谷计数法也能很好地提取心率(表3)。

4 结论

本研究通过对变步长LMS算法展开实验研究,提出HSFLMS算法。运动状态下和其他变步长LMS算法的心率提取实验的比较结果显示HSFLMS算法所提取的心率值更精确,这为可穿戴设备的医疗监测系统研究提供了重要的参考依据。但HSFLMS算法在运动状态发生较大改变时,需要一个缓冲过程,会造成测量值发生跃变,因此,在状态改变的时刻可能会出现无法准确测量的现象。下一步将会针对这一问题进行研究。



a: Original PPG signal in running state



b: PPG signal after denoising in running state

图10 跑步状态下的原始PPG信号图和消噪后的PPG信号

Fig.10 Original PPG signal and PPG signal after denoising in running state

表1 走路状态下的各算法消噪后计算的心率值($\text{beat} \cdot \text{min}^{-1}$)Tab.1 Heart rate (HR) value calculated by different algorithms after denoising in walking state ($\text{beat} \cdot \text{min}^{-1}$)

No.	Reference HR	After VSSLMS	After CELMS	After FSSLMS	After HSFLMS
1	76.000 0	74.289 6	73.797 9	72.043 4	75.033 3
2	79.000 0	85.779 3	75.589 9	73.870 9	78.691 4
3	80.000 0	78.036 7	76.554 6	75.884 6	78.967 6
4	82.000 0	79.570 3	80.356 4	79.442 3	81.075 5
5	83.000 0	80.007 8	84.192 4	80.612 8	82.839 5
6	84.000 0	82.066 3	82.125 7	80.717 2	85.130 8
7	82.000 0	77.058 3	80.473 5	79.634 5	81.168 6
8	80.000 0	74.875 3	78.445 6	76.127 8	81.231 2
Mean HR	80.750 0	78.960 5	78.942 0	77.291 7	80.517 2

VSSLMS: Variable step size LMS; CELMS: Clipped-error LMS

表2 跑步状态下的各算法降噪后计算的心率值(beat·min⁻¹)Tab.2 HR value calculated by different algorithms after denoising in running state (beat·min⁻¹)

No.	Reference HR	After VSSLMS	After CELMS	After FSSLMS	After HSFLMS
1	97.000 0	93.102 3	95.519 2	93.102 5	100.924 2
2	99.000 0	99.342 2	97.040 9	95.111 7	101.839 5
3	108.000 0	106.582 8	108.615 8	100.019 2	104.064 9
4	110.000 0	106.824 2	120.975 4	108.951 3	110.908 9
5	114.000 0	108.066 4	121.276 0	110.897 3	115.063 3
6	126.000 0	116.309 4	116.579 4	112.792 9	127.006 1
7	130.000 0	125.553 2	106.886 7	114.692 1	131.403 2
8	135.000 0	128.797 9	104.199 3	116.671 5	132.593 0
Mean HR	114.875 0	110.572 3	108.886 6	106.529 8	115.475 4

表3 自然站立状态下的波峰波谷计数法计算的心率值(beat·min⁻¹)Tab.3 HR value calculated by peaks and valleys counting method (beat·min⁻¹)

No.	Reference HR	After peaks and valleys counting
1	72	73
2	75	74
3	76	76
4	74	75
5	75	75

【参考文献】

- [1] HYONYOUNG H, JUNG K. Artifacts in wearable photoplethysmographs during daily life motions and their reduction with least mean square based active noise cancellation method [J]. Comput Biol Med, 2012, 42(4): 387-393.
- [2] KIM B S, YO S K. Motion artifact reduction in photoplethysmography using independent component analysis [J]. IEEE Trans Biomed Eng, 2006, 53(3): 566-568.
- [3] REDDY K A, KUMAR V J. Motion artifact reduction in photoplethysmographic signals using singular value decomposition [C]. Warsaw: IEEE Instrumentation and Measurement Technology, 2007: 1-4.
- [4] 王鹏, 魏守水, 黄青华. 基于小波变换的自适应滤波器消除脉搏波基线漂移[J]. 中国医学物理学杂志, 2004, 21(5): 269-299.
WANG P, WEI S H, HUANG Q H. Removal of pulse waveform baseline drift using adaptive filter based on wavelet transform [J]. Chinese Journal of Medical Physics, 2004, 21(5): 269-299.
- [5] CHAN K W, ZHANG Y T. Adaptive reduction of motion artifact from photoplethysmographic recordings using a variable step-size LMS filter [C]. Florida: IEEE Sensors, 2002: 1343-1346.
- [6] 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 Trans Instrum Meas, 2012, 61(5): 1445-1457.
- [7] YOUSEFI R, NOURANI M, PANAHI I. Adaptive cancellation of motion artifact in wearable biosensors [C]. San Diego: 34th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society, 2012: 2004-2008.
- [8] 龚渝顺, 吴宝明, 高升丹, 等. 动态环境血氧饱和度监测的运动干扰分离自适应抵消方法[J]. 航天医学与医学工程, 2012, 25(4): 266-270.
GONG Y S, WU B M, GAO D D, et al. Adaptive elimination of motion artifact separation during oxygen saturation monitoring in ambulant environments [J]. Space Medicine & Medical Engineering, 2012, 25 (4): 266-270.
- [9] 张军建. 基于三轴加速度传感器的体位突变监测研究[D]. 济南: 山东师范大学, 2014.
ZHANG J J. A study of position mutation based on triaxial accelerometer [D]. Jinan: Shandong Normal University, 2014.
- [10] 曹玉珍, 蔡伟超, 程旸. 基于MEMS加速度传感器的人体姿态检测技术[J]. 纳米技术与精密工程, 2010, 8(1): 37-41.
CAO Y Z, CAI W C, CHENG Y. Body posture detection technique based on MEMS acceleration sensor [J]. Nanotechnology and Precision Engineering, 2010, 8(1): 37-41.
- [11] 王雯婷, 葛海波, 王艳艳. 变步长LMS算法抑制窄带干扰技术研究[J]. 电子技术与应用, 2015, 41(2): 89-92.
WANG W T, GE H B, WANG Y Y. The research of narrow band interference suppression on variable step size LMS algorithm [J]. Application of Electronic Technique, 2015, 41(2): 89-92.
- [12] 张会芝, 穆晓霞, 王鲜芳. 一种新变步长算法及在自适应波束形成中的应用[J]. 测控技术, 2014, 33(1): 129-132.
ZHANG H Z, MU X X, WANG X F. A new variable step LMS algorithm and its applications in adaptive beam forming [J]. Measurement & Control Technology, 2014, 33(1): 129-132.
- [13] 赵继印, 田宝凤, 李建坡, 等. 基于分段式变步长截断误差LMS算法的心率信号提取[J]. 生物医学工程学杂志, 2006, 23(5): 974-976.
ZHAO J Y, TIAN B F, LI J P, et al. The abstraction of the heart rate signals based on clipped-error LMS algorithm with variable step size of segmenting type [J]. Journal of Biomedical Engineering, 2006, 23(5): 974-976.

(编辑: 谭斯允)