

DOI: 10.13382/j.jemi.B2002926

特征 K 值时域递归滤波估计的 PPG 信号伪差校正算法*

孙斌¹ 王杰¹ 陈小惠¹ 富容国²

(1. 南京邮电大学 自动化学院 南京 210023;

2. 南京理工大学 近程高速目标探测技术国防重点学科实验室 南京 210094)

摘要:光电容积脉搏波(PPG)信号采集系统极易受到伪差干扰,为了提升 PPG 信号的高信噪比,提高生理参数计算准确度,提出了特征 K 值自适应递归滤波估计的 PPG 信号伪差校正算法。将采集的 PPG 信号去除环境干扰和工频干扰之后,计算未受伪差干扰的信号主波峰峰值和重搏波峰值,从而得到每一个信号周期的特征 K 值。采用自适应递归滤波算法对被干扰信号的 K 值进行估计,利用估计得到的结果作为被干扰信号 K 值的真值。最后,根据估计的 K 值,用高斯函数法合成新的不受干扰的信号,替代原信号中被伪差干扰的部分。采用自行研制的系统进行数据采集,证明了算法的有效性和可靠性;通过血氧饱和度实验,证明了算法在可穿戴系统中的实用性。

关键词: PPG 信号; 运动伪差; 递归滤波; 特征 K 值; 血氧计算

中图分类号: TN98; R318 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 310.61

Motion artifacts correction method for PPG signal estimation of eigenvalue K-value domain recursive filtering

Sun Bin¹ Wang Jie¹ Chen Xiaohui¹ Fu Rongguo²

(1. College of Automation, Nanjing University of Post and Telecommunications, Nanjing 210023, China;

2. Ministerial Key Laboratory of JGMT, Nanjing University of Science and Technology, Nanjing 210094, China)

Abstract: PPG signal acquisition system tends to be affected by motion artifacts, in order to improve the high signal-to-noise ratio of PPG signal and the accuracy of physiological parameters calculation, an algorithm for PPG signal artifact correction based on adaptive recursive filtering estimation of eigenvalue K is proposed. After removing environmental interference and power frequency interference from the collected PPG signal, the peak values of systolic wave and dicrotic wave of the signal without artifact interference are calculated, and the characteristic K value of each signal cycle is obtained. Adaptive recursive filtering algorithm is used to estimate the K value of the interfered signal, and the estimated result is taken as the true value of the K value of the interfered signal. Finally, according to the estimated K value, a new undisturbed signal is synthesized by Gauss function method to replace the part of the original signal disturbed by pseudo difference. Through blood pressure measurement experiment, the practicability of this algorithm in wearable system is proved.

Keywords: photoplethysmographic; motion artifact; recursive filtering; K-value; blood pressure calculation

0 引言

光电容积脉搏波(photoplethysmographic, PPG)信号可以在皮下组织中检测到毛细血管中血流的充盈情况,从而计算出人体的心血管参数^[1-11],因此对 PPG 信号的

分析是观察和评价人体身体情况的有效方法。在 PPG 信号采集时对光电传感器位置的要求不是十分严格,测量的适应性和重复性较高,因而受到国内外医学界和工程技术人员的重视。Sharma^[1]提出了一种基于变分模式分解的人体心率估计方法,将输入的 PPG 信号进行半分模式分解,得到若干子信号,之后根据人体心率影响模式

收稿日期:2020-01-14 Received Date: 2020-01-14

* 基金项目:国家自然科学基金(61801239)、中央高校基本科研业务费专项资金(30918014106)、南京邮电大学基金(NY217067)资助项目

进一步对子信号进行处理,计算人体心率,取得了较好的结果。Goshvarpour 等^[2]基于 PPG 信号,提出了一种人体情绪识别算法,在 PPG 信号的二维空间进行重构,之后在不同的截面上提取几何指标,最后利用支持向量机进行情感分类,通过实验证明这种方法可以较好地识别别人的不同情绪。Cassonar 等^[3]采用陀螺仪和光电传感器结合,给出了手腕的人体运动估计方法,用于判断人体的运动状态;Fan 等^[4]采用参数优化 ESPRIT 方法,提出了最大似然的血氧跟踪技术来跟踪心率频率中最可能的不被干扰的谐波,与传统方法相比发现正确谐波的概率提高了 18.7%以上。Schönle 等^[5]研制了一种基于 CMOS 处理电路用于移动医疗设备或植入式遥测系统中的小型医疗仪器,包含 6 个神经刺激通道和采集电路,PPG 信号采集电路,生物阻抗电路等,它可以显著降低系统功耗,提高数据的传输存储速率。Mcduff 等^[6]研制了一种采用摄像机采集人体额头 PPG 信号的系统。Wang 等^[7]研制了一种基于心电信号(ECG)和 PPG 信号的人体饮酒识别系统,利用特定的算法对信号进行预处理、分割和特征提取,生成心电图、PPG 训练和测试数据,基于心电图、PPG 和酒精消耗数据,利用支持向量机(support vector machine, SVM)算法建立了一种快速、准确的酒精消耗识别方案,它的识别率平均达到 95%,取得了较好的效果。Li 等^[8]使用波长为 523 nm 的绿色 LED 研制了一种运动心率监测仪,提出基于灰色微分方程模型以及加速度模型的心率提取算法,通过实验证明所研制的系统可以在不同的运动强度下得到较准确的计算结果。Übeyli 等^[9]利用特征向量法获得了 PPG、ECG、EEG 信号的特征,通过这些特征对极低频脉冲电磁场与人体电生理信号的关系进行了研究。Jönsson 等^[10]提出一种基于的 PPG 信号测量踝关节压力方法,对腿部疾病患者和正常志愿者之间的踝关节压力进行测量,对比连续波多普勒测量和 PPG 踝关节压力测量的结果,证明了 PPG 信号可以有效识别腿部动脉疾病,Kavsaoglu 等^[11]将 PPG 信号分成 10 段,提取了其中 40 个特征值,采用机器学习的方法预测人体血红蛋白水平,通过实验验证该方法无需采集和分析血样,可得到较准确的结果,实现了血红蛋白无创检测,孙斌等^[12]提出了基于优质波提取的思想,较好地解决了 PPG 信号易受运动伪影干扰的问题。

虽然 PPG 信号被广泛用于人体生理参数测量,并且取得了较好的效果,但是由于运动伪差的存在,其应用领域受到仍然受到一定地限制,如可穿戴系统,运动监测系统,医疗检测系统等。在上述系统中,PPG 传感器主要采用反射式结构,将皮肤和探测器紧贴进行信号采集,但是由于在信号提取时待测者存在说话、咳嗽、呼吸等不可避免的生理活动,从而导致 PPG 信号引入运动伪差干扰,使 PPG 信号质量变差,影响生理参数测量精度,甚至带

来错误的测量结果。针对这一问题目前主要采用数字信号处理的方法对采集到的 PPG 信号进行滤波处理,对信号进行预处理消除环境噪声,采用陷波器消除 50 Hz 工频干扰,之后采用不同的数学思想进行运动伪差剔除,如联合稀疏重构^[12]、奇异值分解^[13]、有限谐波和法^[14]、非线性自适应滤波^[15]、最小二乘法^[16]等。现有的 PPG 运动伪差消除算法对整个信号进行处理,取得了较好的降噪效果,但是在信号处理过程中需要对所有数据进行遍历,存在多次迭代、累加、相乘等操作,增加了数据处理步骤,降低运算速度。针对以上问题,提出了一种基于时域递归滤波和特征 K 值相结合的 PPG 信号伪差校正算法,将未受干扰 PPG 信号的特征 K 值作为标准值,采用时域递归滤波估计被干扰 PPG 信号的特征 K 值;之后用估计的特征 K 值恢复被伪差干扰的 PPG 信号;最后将恢复得到的 PPG 信号代替被干扰的伪差信号,从而实现被伪差干扰信号的校正,当遇到 PPG 信号连续被干扰的情况时,将估计得到的 PPG 信号作为未受干扰的信号,将其特征 K 值作为标准值用来对下一个被干扰的信号进行估计。采用本文提出的方法对采集的 PPG 信号进行伪差干扰校正,并且计算了血氧饱和度,证明了此方法可以大大提高人体心血管参数采集系统的抗干扰能力和生理参数计算的准确性。

1 PPG 信号的特征 K 值提取

1.1 标准脉搏波信号的 K 值

当血液从心脏流经血管时,使得动脉血管膨胀或收缩,从而形成脉搏波。液循环过程中,当心室收缩时,血液被注入主动脉,引起主动脉扩张,从而引起血管内压力升高;当心室舒张时,血液注入停止,主动脉因为弹性恢复收缩,在这一过程中,主动脉中的压力以升高区为起点,以波的形式向血管远端及毛细血管传输,在脉搏波图上主要由一个上升支和一个下降支组成,如图 1 所示。上升支表示血液注入主动脉时,动脉突然扩张的情况,峰值表示主动脉压力的最高点,如图 1 中 AB 段;下降支表示心室舒张时,主动脉的收缩情况,如图 1 中 BF 段;点 E 表示重搏波波峰,低于主波峰位置,它是主动脉的弹性回波,当心室舒张时,主动脉压力下降,血液开始流向心室方向,此时主动脉瓣会关闭,血液撞击主动脉瓣被弹回,弹力通过血液作用在主动脉上形成了重搏波,如图 1 中 DE 段;点 C 表示左心室血液输出停止点,当左心室射血速度减慢时,从主动外流向外周的血液量大于输入的血量,因此主动脉回缩从而形成反射波,在下降支上产生一个不大的波峰,称作潮波。

根据以上所述脉搏波的传播原理可知,脉搏波随着主动脉中血液量的变化会产生主波、潮波、重搏波,它们

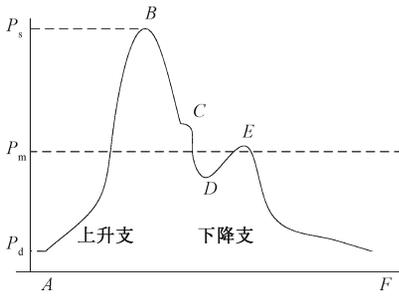


图 1 脉搏波波形特征

Fig. 1 Characteristics of pulse wave

的特征变化可以用波形面积的变化来表示,罗志昌等提出了一种以脉搏波面积为基础的特征 K 值,用来对脉搏波信号进行处理^[17],如图 1 所示,K 值定义为:

$$K = \frac{P_m - P_d}{P_s - P_d} \quad (1)$$

式中: $P_m = \int_0^T P(t) dt$ 为平均动脉压,它是一个心动周期里脉搏压力的平均值; P_s 表示收缩压; P_d 表示舒张压。

1.2 PPG 信号的特征 K 值

对脉搏波提取较为麻烦,采用光电检测技术,将不同波段的 LED 放置在皮肤表面,将它们发出的光通过皮肤射入血管,此时部分光能量被血液吸收,另一部能量分射出血管,通过血管吸收后反射出的信号可以很好地反映出血管体积的充盈变化情况,利用光电探测器接收这些输出信号,即可描绘出脉搏信号,这种脉搏信号与直接测量的脉搏信号形状相同,对应时间点上的幅值存在差异,被称作 PPG 信号。由脉搏波的波动理论可知,动脉的平均压力为:

$$P_m = \frac{1}{T} \int_0^T P(t) dt \quad (2)$$

式中: $P(t)$ 为脉搏波压力曲线。将式(2)代入式(1)可得^[17]:

$$P_m = P_d + K(P_s - P_d) \quad (3)$$

式中: P_m 为动脉的平均压力; P_s 表示收缩压; P_d 表示舒张压; K 为脉搏波的波形特征值。根据血流动力学定义,血管的外周阻力、心输出量和平均动脉压力表示为^[17]:

$$R = \frac{P_m}{Vf} = \frac{P_m}{Q_m} \quad (4)$$

式中: R 表示血管外周阻力; V 为心搏出量; f 为心动频率; P_m 为动脉的平均压力; Q_m 为血流平均值。与脉搏波类似,PPG 信号特征值与血流量之间的关系如下^[17]:

$$Q_m = Q_d + K'(Q_s - Q_d) \quad (5)$$

式中: Q_m 为血流平均值; Q_d 为血流最小输出量; Q_s 为血流最大输出量。结合式(3)和(5)可得:

$$K' = \frac{K}{R} \left(\frac{P_s - P_d}{Q_{\max} - Q_{\min}} \right) \quad (6)$$

式中: K 为标准脉搏波特征值; K' 为 PPG 信号的特征值; R 为血管外周阻力。通过式(6)可知,PPG 信号与脉搏波信号值相差一个乘积因子,所以与脉搏波类似,计算出 PPG 信号的特征值 K' 就可以估计出一个周期内完整的 PPG 信号。

2 PPG 信号伪差校正算法

2.1 算法总体设计

PPG 信号利用光电检测原理,将入射人体血管之后反射出的光信号转换成电信号,通过光电转换电路、放大器、AD 转换输入处理器进行人体生理参数计算。由于探测器安装时紧贴人体表面,没有较牢靠的固定结构,所以采集到的信号极易产生伪差干扰,造成信号质量下降,导致人体生理参数计算的错误。伪差干扰的来源主要有两个方面,首先是探测环境中光信号的干扰,不同波段的光信号作用在光电转换电路上,会被转换成电信号,它与脉搏波信号进行叠加,从而对脉搏信号造成干扰;其次是人体运动导致光电探测器与人体的接触面发生轻微的移动,导致光路的变化,引入干扰信号,如喘气、咳嗽、说话等动作都会对正常信号引入伪差干扰。由于伪差干扰的存在,降低了脉搏信号的质量,给人体生理参数计算带来较大的误差。

采用 PPG 信号估计的方法可以有效解决伪差干扰的问题,判断 PPG 信号中伪差存在的位置,根据之前不受伪差干扰 PPG 信号的特征对被干扰部分进行特征估计,采用估计的特征还原未受干扰信号,用还原出的信号代替被干扰信号。首先,对采集到的 PPG 信号进行主波峰、重搏波的提取,计算 PPG 信号的 K 值;之后;采用信号峰度值和信号偏度值判断是否有伪差信号存在,如果不存在伪差,继续对信号的采集和传输,如果存在伪差,进行伪差校正和剔除;然后,对受伪差干扰的信号进行平均动脉压力的均值计算和被干扰信号的 K 值估计;最后,采用基于高斯函数的 PPG 信号拟合法对被干扰的 PPG 信号进行复原,使用拟合后的信号代替被伪差干扰的部分,实现 PPG 信号的伪差校正。算法流程如图 2 所示。

2.2 PPG 信号特征值提取

将主波峰峰值、重搏波峰值、K 值作为 PPG 信号的特征值,根据式(3)~(6)可知,计算 PPG 信号的峰值、平均值即可以计算出某一个 PPG 信号周期的特征值 K' 。采用滑窗特征提取法可以较好地提取 PPG 信号的主波峰和重搏波波峰,人体脉搏平均值为大约 75 次/s,实际使用时,人体脉搏值不超过 100 次/s,选择滑窗宽度为

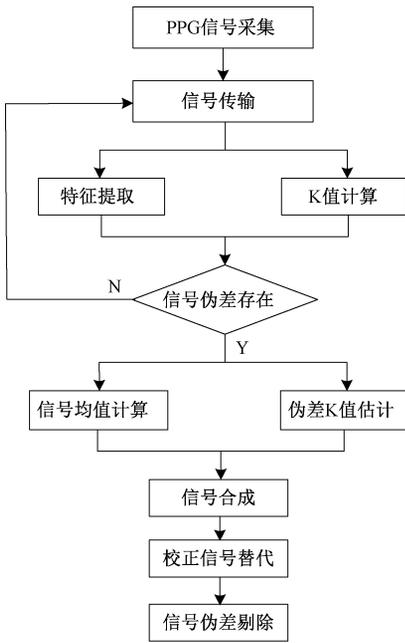


图 2 算法流程

Fig. 2 Algorithm flow chart

脉搏频率的 75%，设其初始长度为 L ，滑窗采集到的信号为：

$$S = [S_1, S_2, \dots, S_n] \quad (7)$$

式中： S 为采集到的 PPG 信号； S_i 为数字化的离散点。被滑窗覆盖信号为：

$$[S_1, S_2, \dots, S_L] \quad (8)$$

滑窗的中点为 $S_{L/2}$ ，它是信号的分界点，当信号满足式(9)、(10)。

$$S_{L/2} > [S_1, S_2, \dots, S_{L/2-1}] \quad (9)$$

$$S_{L/2} > [S_{L/2+1}, S_{L/2+2}, \dots, S_L] \quad (10)$$

此时， $S_{L/2}$ 为 PPG 信号的主波波峰，如果满足式(11)、(12)。

$$S_{L/2} < [S_1, S_2, \dots, S_{L/2-1}] \quad (11)$$

$$S_{L/2} < [S_{L/2+1}, S_{L/2+2}, \dots, S_L] \quad (12)$$

此时， $S_{L/2}$ 为 PPG 信号的波谷，如果不满足式(9)~式(12)，将滑窗向右移动。

$$[S_2, S_3, \dots, S_{L+1}] \quad (13)$$

重复上述过程，得到 PPG 信号的主波波峰为：

$$P = [P_1, P_2, \dots, P_n] \quad (14)$$

波谷为：

$$T = [T_1, T_2, \dots, T_n] \quad (15)$$

此时，减小滑窗的大小可以找到重搏波的波峰，根据式(16)计算此段信号的峰峰值：

$$H = \frac{P_n - P_{n-1} + \dots + P_2 - P_1}{n - 1} \quad (16)$$

用峰峰值的一半作为新窗口的窗口长度，重复上述

检测过程，此时得到的信号由峰峰值和重搏波组成，用新采集的信号与式(16)相减，可得到重搏波。

2.3 时域递归滤波

根据图 2 所示算法流程，当遇到 PPG 信号中的伪差时，要对伪差干扰位置进行 PPG 信号复原，常见的 PPG 信号降噪复原方法存在运算量大、噪声去除不彻底、算法适应性不好的缺点。由于 PPG 信号中的存在的干扰不仅仅来源于信号处理系统、信号串扰、环境光线干扰，人体的运动、咳嗽、说话等生理活动也会对 PPG 信号造成干扰，引入伪差信号，所以传统的基于时域和频域的信号降噪算法对 PPG 信号的伪差剔除能力较差。采用对 PPG 信号的特征 K 值进行时域递归滤波，之后复原信号的方法可以有效解决上述问题。当接收到 PPG 信号时，根据式(7)~(16)提取未受干扰信号的特征值，计算其 K 值，当遇到受伪差干扰信号时，对干扰位置信号 K 值进行时域递归降噪滤波：

$$K'_n = (1 - c)\bar{K}_{n-1} + cK'_{n-1} \quad (17)$$

式中： K'_n 表示被干扰 PPG 信号 K 值的估计； \bar{K}_{n-1} 为前一个未被干扰 PPG 信号对以往 K 值的平均值； K'_{n-1} 为前一个未被伪差干扰 PPG 信号的自适应时域递归滤波处理过的 K 值； c 为 0~1 的常数，根据误差的要求可以任意选取。

$$K'_{n-1} = (1 - t)K'_{n-2} + tK'_{n-2} \quad (18)$$

式中： K'_{n-1} 前一个 PPG 信号的估计值； K'_{n-2} 为前两个 PPG 信号的时域递归值； t 为 0~1 的常数。

对于被估计的 K 值来说，它包含了前一个为被干扰 PPG 信号的部分信息，同时也包含了之前所有信号中的有用信息，可以最大程度的还原出被伪差干扰 PPG 信号的特征值，从而可以得到不受干扰的 PPG 信号，进而求得更准确的人体生理参数值。由于 PPG 信号由人体心脏的收缩和舒张产生，当心脏完成一次舒张和收缩时总是回到原点，所以可以认为每个周期的 PPG 信号起点位置相同，由于进行测量时人体进行不同的生理活动，PPG 信号的主波波峰存在一定差异，这种差异是一种随机信号，导致一个周期 PPG 信号与时间轴包围产生的面积存在差异，即在测量时，式(2)中的 P_m 产生差异，根据误差理论，采用求平均值的方法可以降低这种随机误差，减小不同周期 PPG 信号间的差异。

根据以上分析，当 PPG 测量时遇到伪差干扰时，采用式(17)、(18)对被干扰信号进行 K 值估计，之后计算之前为被干扰信号 P_m 的平均值，然后使用前 $n - 1$ 个周期信号最小值的均值作为 P_d ，最后根据式(3)计算 P_s 从而得到被干扰 PPG 信号的主要特征。当遇到连续多个被干扰信号时候，可以将前一个被估计得到的特征值作为未被干扰信号的特征值，从而实现连续被伪差干扰

PPG 信号的特征值估计。

2.4 PPG 信号合成

采用高斯函数合成的方法对干扰的 PPG 信号进行合成^[18],使用式(17)进行主波峰值计算,对于一个完整的 PPG 信号主要由主波、重搏波、重搏前波组成,根据文献[18]所述,可以使用 3 个高斯函数对被干扰的 PPG 信号进行合成,如图 3 所示。每一个高斯函数由幅度、时间、宽度确定,一个完整的 PPG 合成信号由式(19)表示。

$$x(t) = \sum_{i=1}^3 V_i e^{-\frac{(t-T_i)^2}{U_i}} \quad (19)$$

式中: $x(t)$ 表示 PPG 信号; V_i 表示所使用高斯函数的幅度,它表示 PPG 信号的主波幅度,重搏波幅度和重搏前波幅度; U_i 表示高斯函数的宽度; T_i 表示 PPG 信号不同波的时间宽度。

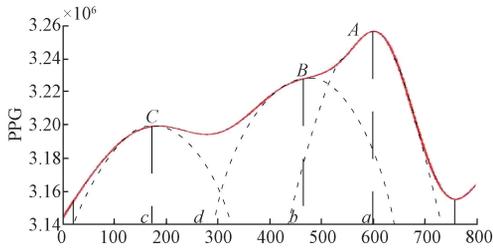


图 3 基于高斯函数合成的 PPG 信号

Fig. 3 PPG signal based on Gaussian function synthesis

2.5 PPG 信号替换

当一个 PPG 信号序列中发现被伪差干扰的信号后,根据之前未被干扰的信号的特征可以估计出被干扰信号的 K 值,之后采用高斯函数合成法产生新的 PPG 信号,此时只需要将被干扰的信号剔除,将合成的信号放入被干扰的位置即可以完成 PPG 序列中的伪差剔除,当遇到连续干扰时,将合成的第一个被干扰信号作为不受干扰的信号,其 K 值可以作为紧接着的被伪差干扰信号特征估计的参考值,采用式(7)~(19)进行计算,直到所有伪差干扰信号被替换完成,替换过程如图 4 所示。

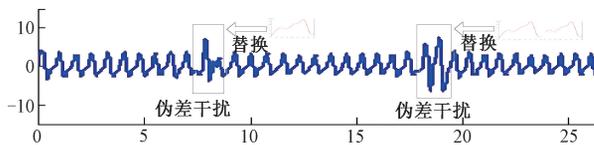


图 4 PPG 信号替换过程

Fig. 4 Replacement process of PPG signal

3 实验与讨论

3.1 数据采集系统

采用自行研制的人体生理信号采集电路对采集到的 PPG 信号进行运动伪差校正,系统采用反射式结构,可以

采集人体 PPG 信号和 ECG 信号,采集到的信号经过 A/D 转换,之后通过串口通信,数据被传入计算机进行数据处理,系统如图 5 所示。使用波长为 905 和 660 nm 的发光 LED 对人体皮肤进行照射,脉搏信号被光强的变化所反映,经过光电转换后产生脉搏信号。被采集到的信号经过 A/D 转换输入以 STM32 为核心的处理器中进行滤波降噪等操作,通过串口传输至信号采集软件,信号采集软件采用 C# 进行开发,包含了信号显示窗口、人体里参数计算窗口、ECG 显示窗口,系统具有使用方便、人机交互好、运行可靠的特点。为了验证本文算法,实验者使用本系统从手指上采集 PPG 信号,在采集过程中进行抖动,人为地造成单一的运动伪差和连续的运动伪差,采用本算法对它们进行剔除。



图 5 人体生理信号采集系统

Fig. 5 Human physiological signal acquisition system

3.2 运动伪差校正

采用研制的人体生理信号采集系统进行 PPG 信号的采集,首先让实验者在椅子上安静的休息 15 min,之后采集不受伪差干扰的信号,如图 6(a) 所示,计算图 6(a) 中每一个 PPG 信号的 K 值,结果如图 6(b) 所示,可以看出所有 K 值大小相近,其值在 0.5 左右。假设图 6(a) 中方框内信号被伪差干扰,采用本文提出的方法对它们进行估计,估计结果如图 6(c) 所示,可以看出对干扰信号进行 K 计算后,将它们放入 K 值序列中,其特征值形态与图 6(b) 一致,采用式(6)计算图 6(a) 中方框内 PPG 信号的 K 值为 $K_1=0.475, K_2=0.482, K_3=0.490$,采用式(17)和(18)估计相应的 K 值为 $K'_1=0.479, K'_2=0.486, K'_3=0.494$,以 $K_1 \sim K_3$ 为真值,计算 K 值的相对误差为 0.842%, 0.829%, 0.816%, 原始 K 值与估计 K 值之间的误差不大,通过图 6 可以看出,本文提出的方法可以有效计算被干扰 PPG 信号的特征 K 值,为 PPG 信号的运动伪差校正提供计算依据。

3.3 人体生理参数计算

采用人体生理信号采集系统采集手指上的 PPG 序列,信号采集时让实验者手指人为运动,产生运动伪差,数据传入上位机,采用本文提出的算法对其进行处理,处

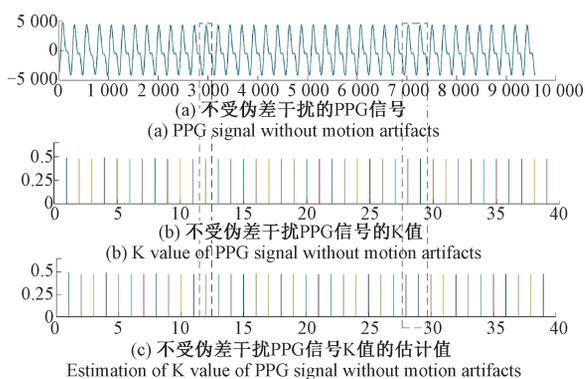


图 6 PPG 信号 K 值

Fig. 6 K value of PPG signal

理结果如图 7 和 8 所示,图 7(a) 表示单周期信号受到干扰的 PPG 信号,图 7(b) 表示经过本文提出算法处理后的 PPG 信号,图 8(a) 表示多个周期被伪差干扰的信号,图 8(b) 为通过本文方法校正后的结果。从图 7、8 可以看出,被伪差干扰的部分经过特征 K 值估计,信号合成、信号替换之后形成了一个不受干扰的连续 PPG 信号序列,有效地克服了由于运动伪差带来的干扰,实现了 PPG 信号的优质提取。

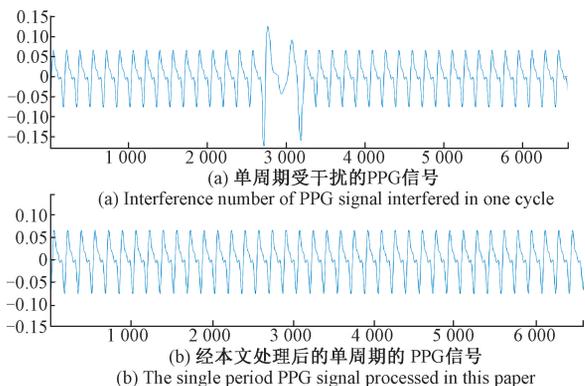


图 7 单周期信号被伪差干扰处理结果

Fig. 7 Results of single period signal interfered by motion artifacts

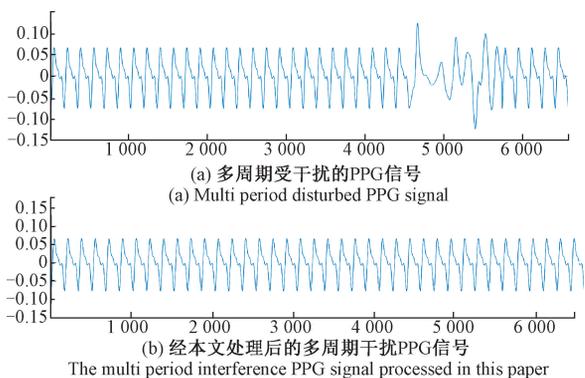


图 8 多个周期信号被伪差干扰处理结果

Fig. 8 Results of multiple period signals interfered by motion artifacts

参考文献[19]可知,对于一个受伪差干扰的 PPG 信号,分别采用原始信号和经过本文处理后的信号进行血氧饱和度的计算,结果如图 9 所示。从图 9 可知,受运动伪影的影响,PPG 信号受到干扰,导致血氧饱和度的计算出现了错误结果,给人体生理参数的监测带来了困难,而采用经过替换后的校正信号进行计算,结果的准确率大大提升,证明了本算法的实用性。

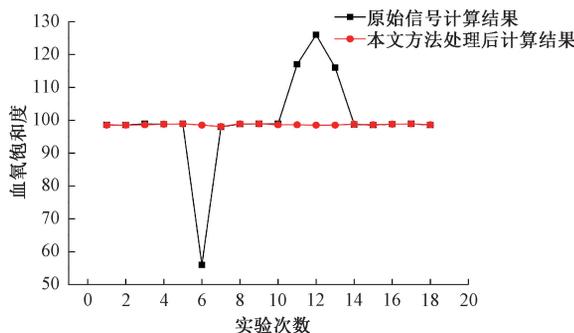


图 9 血氧饱和度实验结果

Fig. 9 Test results of Blood oxygen saturation

4 结 论

针对在可穿戴系统中 PPG 信号易受伪差信号干扰的问题,提出了一种特征 K 值时域递归滤波估计的 PPG 信号伪差校正算法,采集到 PPG 信号之后首先对其进行特征 K 值等参数的提取,当发现信号中存在伪差时,采用时域递归降噪滤波对被干扰 PPG 信号的 K 值进行估计,之后采用高斯函数对信号进行合成,最后将合成的信号放入未受干扰的 PPG 序列中,代替被干扰的信号。当遇到连续伪差时,将前一个被估计的信号作为未受干扰的信号,用它的特征值估计下一个伪差干扰,直到所有干扰信号被消除为止。通过实验证明了本文提出方法可以有效抑制 PPG 信号中的伪差干扰,能够极大程度上提升人体生理参数计算的准确度,提高了可穿戴系统的可靠性。

参考文献

[1] SHARMA H. Heart rate extraction from PPG signals using variational mode decomposition[J]. Biocybernetics and Biomedical Engineering, 2019, 39(1) :75-86.

[2] GOSHVARPOUR A. Poincaré’ s section analysis for PPG-based automatic emotion recognition [J]. Chaos, Solitons & Fractals, 2018, 114(9) :400-407.

[3] CASSONAR A J, GALVEZ T V, JARCHI D. Gyroscope vs. accelerometer measurements of motion from wrist PPG during physical exercise [J]. ICT Express, 2016, 2(4) :175-179.

[4] FAN F Y, YAN Y P, ZHAO K, et al. Estimating SpO2 via time-efficient high-resolution harmonics analysis and

- maximum likelihood tracking [J]. IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics, 2018, 22(4): 1075-1086.
- [5] SCHÖNLE P, GLASER F, BURGER T, et al. A multi-sensor and parallel processing SoC for miniaturized medical instrumentation[J]. IEEE Journal of Solid-State Circuits, 2018, 53(7): 2076-2087.
- [6] MCDUFF D J, BLACKFORD E B, ESTEPP J R. Fusing partial camera signals for noncontact pulse rate variability measurement [J]. IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 2018, 65(8): 1725-1739.
- [7] WANG W F, YANG C Y, WU Y F. SVM-based classification method to identify alcohol consumption using ECG and PPG monitoring [J]. Personal and Ubiquitous Computing, 2018, 22(2): 275-287.
- [8] LI X R, LI X F, TAN H B, et al. A motion heart-rate monitor watch with improved grey differential equation model based on reflective photoplethysmography [J]. Journal of Medical and Biological Engineering, 2017, 37(6): 867-878.
- [9] ÜBEYLI E D, CVETKOVIC D, COSIC I. Analysis of human PPG, ECG and EEG signals by eigenvector methods[J]. Digital Signal Processing, 2010, 20(3): 956-963.
- [10] JÖNSSON B, LAURENT C, ENELING M, et al. Automatic ankle pressure measurements using PPG in ankle-brachial pressure index determination [J]. European Journal of Vascular and Endovascular Surgery, 2005, 30(4): 395-401.
- [11] KAVSAOĞLU A R, POLAT K, HARIHARAN M. Non-invasive prediction of hemoglobin level using machine learning techniques with the PPG signal's characteristics features[J]. Applied Soft Computing, 2015, 37: 983-991.
- [12] 孙斌, 王成超, 陈建飞, 等. 受运动伪影干扰 PPG 序列的优质信号提取算法[J]. 仪器仪表学报, 2018, 39(9): 171-178.
- SUN B, WANG CH CH, CHEN J F, et al. An algorithm for extracting high quality signals from PPG sequences with motion artifact [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2018, 39(9): 171-178.
- [13] 熊继平, 蒋定德, 蔡丽桑, 等. 基于联合稀疏谱重构的 PPG 信号降噪算法[J]. 电子学报, 2017, 45(7): 1646-1652.
- XIONG J P, JIANG D D, CAI L S, et al. An algorithm of motion artifact reduction in PPG signals based on joint sparse spectrum reconstruction [J]. Acta Electronica Sinica, 2017, 45(7): 1646-1652.
- [14] 黄海诚. 基于 PPG 信号的运动状态下心率检测[D]. 南京: 东南大学, 2016.
- HUANG H CH. Heart rate monitoring from photoplethysmographic signals during motion state [D]. Nanjing: Southeast University, 2016.
- [15] DUBEY H, KUMARESAN R, MANKODIYA K. Harmonic sum-based method for heart rate estimation using PPG signals affected with motion artifacts [J]. Journal of Ambient Intelligence and Humanized Computing, 2016, 9(1): 1-14.
- [16] YE Y L, CHENG Y F, HE W W, et al. Combining nonlinear adaptive filtering and signal decomposition for motion artifact removal in wearable photoplethysmography[J]. IEEE Sensors Journal, 2016, 16(19): 7133-7141.
- [17] 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 and Measurement, 2012, 61(5): 1445-1457.
- [18] 聂冬, 崔萌, 朱贻盛. 无创光电容积脉搏波检测分析系统[J]. 北京生物医学工程, 2012, 31(1): 77-80.
- NIE D, CUI M, ZHU Y SH. Noninvasive photoplethysmography pulse wave detection and analysis system [J]. Beijing Biomedical Engineering, 2012, 31(1): 77-80.
- [19] 张魁星, 孟煜, 杨琳. 基于高斯函数分解的妊娠期高血压患者脉搏波特征研究[J]. 北京生物医学工程, 2020, 39(4): 357-363.
- ZHANG K X, MENG Y, YANG L. Pulse wave characteristics of patients with gestational hypertension based on Gaussian function decomposition [J]. Beijing Biomedical Engineering, 2020, 39(4): 357-363.
- [20] 邵翰羽. 网络化无创血氧监测系统的研究与设计[D]. 南京: 南京邮电大学, 2017.
- SHAO H Y. Research and design of a network-based noninvasive blood oxygen monitoring system [D]. Nanjing: Nanjing University of Posts and Telecommunications, 2017.

作者简介



孙斌(通信作者), 2008 年于江苏科技大学获得学士学位, 2015 年于南京理工大学获得博士学位, 现为南京邮电大学讲师, 主要研究方向为光电信号处理与图像信息融合。

E-mail: ffgz366@163.com

Sun Bin (Corresponding author) received his B. Sc. degree from Jiangsu University of Science and Technology in 2008 and Ph. D. degree from Nanjing University of Science and Technology in 2015. Now he is a lecturer at Nanjing University of Posts and Telecommunications. His main research interests include photoelectric image signal processing and information fusion.