

基于决策树的光电容脉搏波干扰段实时检测方法

胡林奇, 张宇林, 丑永新, 杨海萍, 贺笑

引用本文:

胡林奇, 张宇林, 丑永新, 等. 基于决策树的光电容脉搏波干扰段实时检测方法[J]. 中国医疗器械杂志, 2024, 48(3): 285–292.

HU Linqi, ZHANG Yulin, CHOU Yongxin, et al. Real-time Detection Method for Motion Artifact of Photoplethysmography Signals Based on Decision Trees[J]. *Chinese Journal of Medical Instrumentation*, 2024, 48(3): 285-292.

<https://doi.org/10.12455/j.issn.1671-7104.230552>

收稿日期: 2023-09-20

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

基于光电容积脉搏波的呼吸信号提取及其系统的研制

Development of Respiratory Signal Extraction System Based on Photoplethysmography

中国医疗器械杂志. 2021, 45(2): 136–140 <http://doi.org/10.3969/j.issn.1671-7104.2021.02.004>

动态心电监测设备抗运动伪迹性能测试系统

Anti-motion Artifact Performance Test System for Ambulatory ECG Monitoring Equipment

中国医疗器械杂志. 2023, 47(6): 624–629 <http://doi.org/10.3969/j.issn.1671-7104.2023.06.007>

基于PPG信号的呼吸监测系统的研制

Development of Respiratory Signal Monitoring System Based on Photoplethysmography

中国医疗器械杂志. 2022, 46(4): 368–372 <http://doi.org/10.3969/j.issn.1671-7104.2022.04.004>

基于改进马尔可夫模型的医疗设备采购决策模型研究及工程评估实践

Research and Engineering Evaluation Practice of Medical Equipment Purchase Decision Model Based on Improved Markov Model

中国医疗器械杂志. 2021, 45(3): 344–348 <http://doi.org/10.3969/j.issn.1671-7104.2021.03.024>

一种基于普通摄像头的光线自适应心率检测方法

A Light Adaptive Heart Rate Detection Method Based on Webcam

中国医疗器械杂志. 2020, 44(5): 377–383 <http://doi.org/10.3969/j.issn.1671-7104.2020.05.001>

基于调频连续波雷达的无接触血压监测方法的研究与实现

Non-contact Blood Pressure Measurement Method Using Frequency Modulated Continuous Wave Radar

中国医疗器械杂志. 2022, 46(5): 481–484, 508 <http://doi.org/10.3969/j.issn.1671-7104.2022.05.002>



微信公众号



网站二维码

文章编号: 1671-7104(2024)03-0285-08

基于决策树的光电容积脉搏波干扰段实时检测方法

【作者】 胡林奇^{1,2}, 张宇林¹, 丑永新², 杨海萍², 贺笑²

1 淮阴工学院, 淮安市, 223003

2 常熟理工学院, 常熟市, 215500

【摘要】 光电容积脉搏波 (photoplethysmography, PPG) 在可穿戴和智能健康设备中具有重要的应用价值。然而, PPG信号在采集过程中由于不可避免的耦合运动产生干扰段, 导致信号质量降低。面向PPG信号干扰段实时检测问题, 该研究分析PPG信号干扰段产生原因及波形特征, 对相邻波峰间的脉搏波数据提取7个特征, 并利用双样本Kolmogorov-Smirnov检验来选择显著变化的特征, 最后训练决策树模型对干扰段信号进行实时检测。设计实验, 采集20名在校大学生的PPG信号构成实验数据集。实验结果表明, 所提出方法的平均准确率为 (94.07±1.14)%, 比常用的干扰段检测算法的准确率和实时性更高。

【关键词】 光电容积脉搏波; 干扰段; 决策树

【中图分类号】 TP274

【文献标志码】 A

doi: 10.12455/j.issn.1671-7104.230552

Real-time Detection Method for Motion Artifact of Photoplethysmography Signals Based on Decision Trees

【Authors】 HU Linqi^{1,2}, ZHANG Yulin¹, CHOU Yongxin², YANG Haiping², HE Xiao²

1 Huaiyin Institute of Technology, Huaian, 223003

2 Changshu Institute of Technology, Changshu, 215500

【Abstract】 PPG (photoplethysmography) holds significant application value in wearable and intelligent health devices. However, during the acquisition process, PPG signals can generate motion artifacts due to inevitable coupling motion, which diminishes signal quality. In response to the challenge of real-time detection of motion artifacts in PPG signals, this study analyzed the generation and significant features of PPG signal interference. Seven features were extracted from the pulse interval data, and those exhibiting notable changes were filtered using the dual-sample Kolmogorov-Smirnov test. The real-time detection of motion artifacts in PPG signals was ultimately based on decision trees. In the experimental phase, PPG signal data from 20 college students were collected to formulate the experimental dataset. The experimental results demonstrate that the proposed method achieves an average accuracy of (94.07±1.14)%, outperforming commonly used motion artifact detection algorithms in terms of accuracy and real-time performance.

【Key words】 photoplethysmography, motion artifact, decision trees

0 引言

光电容积脉搏波 (photoplethysmography, PPG) 技术是一种测量脉搏、心率等生理参数的常用方法。通过将传感器放置在手指、耳垂、手腕、太阳穴等身体部位的皮肤表面, 把变化的血容量转化为电信号, 称为PPG信号^[1]。从PPG信号中可提取心率、血氧饱和度、血压等参数用于人体健康状态评估^[2-3], PPG信号还可用于心律失常、动脉硬化、冠心病等心血管疾病的诊断。因此PPG技术被广泛用

于智能手表、智能手环等可穿戴设备中, 实时监测人体心率、活动水平和心血管健康状况^[4-5]。

然而, PPG信号在采集过程中, 容易受到人体体动、体表静电、呼吸等因素影响, 导致采集的信号中含有运动伪迹、基线漂移、工频干扰、肌电干扰等多种噪声, 影响信号的质量。其中, 基线漂移、工频干扰、肌电干扰可以通过设计滤波器将其有效滤除, 而运动伪迹的频带与PPG信号频带重叠, 难以通过滤波技术对其进行抑制^[6], 导致正常PPG信号的波形特征发生异变, 称为干扰段。研究表明干扰段导致临床生理信号监护仪、可穿戴设备的误警率居高不下^[7], 因此, 干扰段的准确检测是亟待解决的问题。

收稿日期: 2023-09-20

基金项目: 国家自然科学基金 (61901062)

作者简介: 胡林奇, E-mail: 18302820564@163.com

通信作者: 丑永新, E-mail: csigchouyx@csig.edu.cn

针对干扰段检测问题,学者们开展了大量研究。LIN等^[8]基于脉搏波的特性,采用了自适应阈值法评估每个周期的脉搏信号;WAN等^[9]将小波阈值去噪与递归最小二乘自适应滤波相结合,去除干扰信号。2种方法的算法都需要大量计算,阈值的选取也会直接影响干扰段效果。MAJEED等^[10]、SUN等^[11]通过函数拟合脉搏波形对干扰段进行了校正,但是校正后波形与正常段还是有较大差异,也会引起部分生理指标出现偏差。GHOSAL等^[12]、PRADHAN等^[13]基于随机森林分类器来识别干净和损坏的脉搏信号。虽然基于机器学习的方法识别率较高,但还存在实时性差和实现算法复杂等缺点,需要大量的计算资源和时间,难以应用于信号处理能力有限的可穿戴设备。

本研究对PPG信号中正常段和干扰段的特征进行分析,提出了一种基于决策树的PPG信号干扰段检测方法。通过实测数据对算法的准确性进行评估,并通过所研制的干扰段实时检测系统验证算法的实时性。

1 系统结构与设计方案

1.1 系统总体结构

图1为脉搏信号干扰段实时检测系统的总体结构,PPG信号采集下位机主要由ESP32单片机、HKG-07B红外脉搏传感器、信号调理电路和蓝牙传输模块组成,信号处理上位机为Android应用程序,实现PPG信号的远程接收与干扰段检测功能。

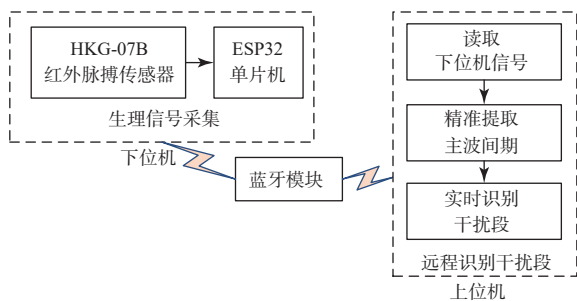


图1 脉搏信号干扰段实时检测系统总体结构

Fig.1 Architecture diagram of real-time detection system for motion artifact of PPG signals

采用Android Studio开发Android应用程序,开发程序所使用的手机型号为Xiaomi 12 Pro,运行内存为8.0 GB,CPU频率最高3.0 GHz。脉搏信号干扰段实时检测系统如图2所示。

1.2 实验设计与数据采集

通过图2所示系统进行数据采集,构成实验数据集。该数据集由20名在校健康大学生静坐状态下的PPG信号构成,信号采样频率为250 Hz,每位受试者采集时间为90 s。

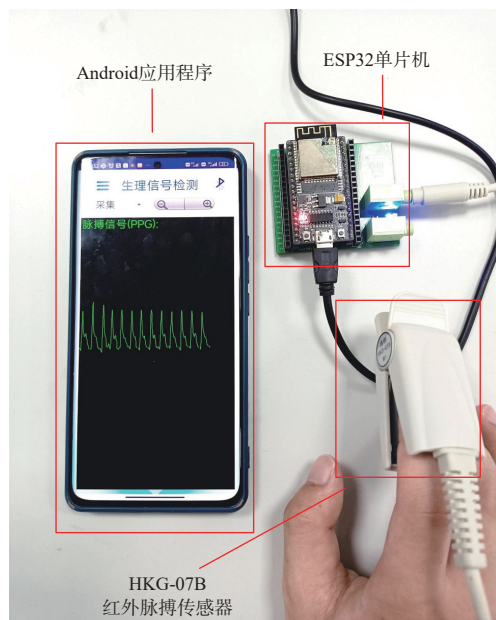


图2 脉搏信号干扰段实时检测系统

Fig.2 Real-time detection system for motion artifact of PPG signals

光电脉搏传感器夹在指尖部位,手指的动作会导致传感器在指尖产生滑动,甚至滑落。在实验中,实验对象佩戴传感器时,会产生干扰段,如图3(a)所示;手指用力导致传感器滑落,然后重新放置,产生干扰段,如图3(b)所示;手指做“左右”“上下”“旋转”运动,导致传感器在指尖滑动,产生干扰段,如图3(c)和图3(d)所示。

数据集共有4880组脉搏间期数据,其中正常段有3354组,图3(a)和图3(b)中共有328组,图3(c)和图3(d)共有1198组。

2 脉搏信号干扰段实时检测方法

脉搏信号干扰段实时检测流程如图4所示。首先,对信号进行预处理,进行滤波及归一化,抑制基线漂移、工频干扰、肌电干扰,并消除信号的幅值差异。然后,对信号进行峰值的实时提取,并提取相邻波峰之间脉搏波的特征参数,形成特征向量集。最后,基于训练好的决策树模型对每个脉搏间期的数据进行分析,在线识别并去除干扰段,并存储干净的脉搏信号。

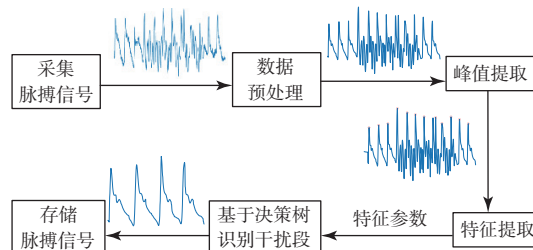
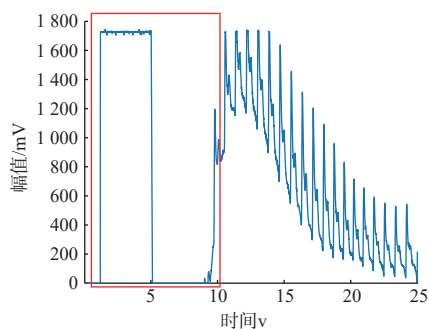
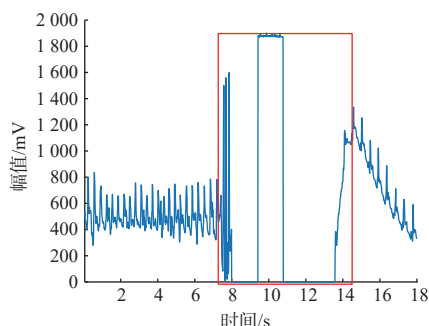


图4 脉搏信号干扰段实时检测流程



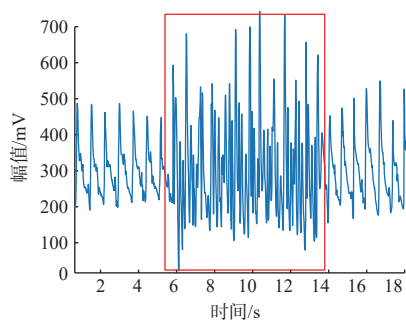
(a) 传感器佩戴时产生干扰段

(a) Motion artifact caused by wearing sensors



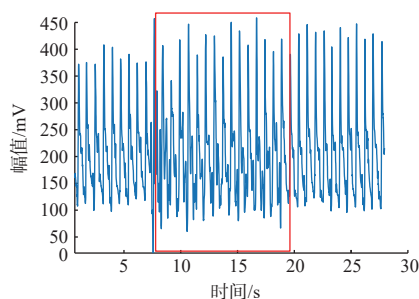
(b) 传感器滑落再放置时产生干扰段

(b) Motion artifact caused by sensor slipping and wearing again



(c) 手指上下移动时产生干扰段

(c) Motion artifact caused by finger moving up and down



(d) 手指左右(旋转)移动时产生干扰段

(d) Motion artifact caused by finger moving left and right (rotation)

图3 脉搏信号干扰段类型

Fig.3 Different types of motion artifact of PPG signals

Fig.4 Real-time detection process for motion artifact of PPG signals

2.1 脉搏信号预处理

在PPG信号采集过程中,工频干扰、基线偏移以及肌电干扰等各类噪声信号常常会对信号的准确

性产生影响。为了确保获取高质量的PPG信号数据,本研究采用了0 Hz和50 Hz整系数陷波滤波器和截止频率为62.5 Hz的低通滤波器^[14]对PPG信号进行滤波。工频干扰和基线漂移可被整系数陷波滤波器有效地抑制,低通滤波器则可以过滤掉高频噪声成分,从而降低对PPG信号的影响。滤波器传递函数为:

$$F(Z) = \sum_{m=0}^{19} b_m Z^{-m} \quad (1)$$

$$H(Z) = Z^{(-155)} - \left[\frac{(1 - Z^{(-160)})}{32(1 - Z^{(-5)})} \right]^2 \quad (2)$$

式(1)、式(2)的差分方程如式(3)、式(4)所示。

$$I_v = \sum_{m=0}^{19} h_m G_{v-m} \quad (3)$$

$$Y_{10} = 2Y_5 - Y_0 - \frac{I_{320}}{1021} + I_{165} - \frac{1023}{512} I_{160} + I_{155} - \frac{I_0}{1024} \quad (4)$$

式中, h 是MATLAB中fir1函数得到的19阶滤波器系数, G 是原始脉搏信号, v 是原始脉搏信号第 v 个采样点, Y 是滤波后的信号。将式(3)、式(4)写入ESP32单片机,实现动态PPG信号的实时滤波。

在采集动态PPG信号的过程中,PPG信号的幅值会对干扰段检测结果产生影响,为了提高干扰段检测准确率,采用滑动标准归一化对滤波后的信号进行归一化,PPG信号归一化流程如图5所示。图5中滑动标准归一化窗宽为 N 个采样点, $N=1000$ 。

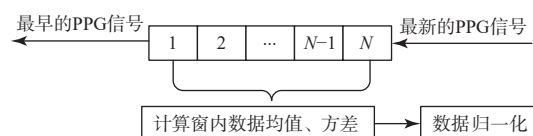


图5 PPG信号归一化流程

Fig.5 PPG signals normalization process

$$TP = \{PPG_1, PPG_2, \dots, PPG_n, \dots, PPG_N\} \quad (5)$$

式中, TP 为窗内缓存数据。 PPG_n 为窗口内第 n 个采样点, PPG_1 为最早的采样点, 最新采集的采样点放在窗内缓冲区最高位, 记为 PPG_N 。每次数据更新, 采样点从高位向低位移动一位, 最早采集的 PPG_1 被高位覆盖, 新的数据放在 PPG_N 。脉搏信号滑窗归一化公式如下:

$$Buf = \frac{PPG_N - TP_{\text{mean}}}{TP_{\text{std}}} \quad (6)$$

$$TP_{\text{mean}} = \frac{(TP_{\text{sum}} - PPG_1 + PPG_N)}{N} \quad (7)$$

$$TP_{std} = \sqrt{\frac{\sum_{t=1}^N (PPG_t - TP_{mean})^2}{N}} \quad (8)$$

$$= \sqrt{\frac{\sum_{t=1}^N PPG_t^2}{N} - TP_{mean}^2}$$

式中, Bu_f 为数据归一化结果。 TP_{mean} 为滤波后窗内缓存数据均值, TP_{std} 为滤波后窗内缓存数据的方差, TP_{sum} 为滤波后窗内缓存数据总和。每次归一化的结果存储在数组 $Data$ 中, 如式(9)所示:

$$Data = \{Bu_{f1}, Bu_{f2}, \dots, Bu_{fend}\} \quad (9)$$

式中, Bu_{f1} 为第1次归一化结果, Bu_{fend} 为信号停止采集时最后一次归一化结果。

2.2 脉搏信号峰值实时提取

SCHOLKMANN等^[15]提出了一种自动多尺度峰值检测法(automatic multiscale-based peak detection, AMPD), 但该算法计算费时, 效率较低, 无法实时提取峰值。本研究针对PPG信号的特点, 对AMPD算法进行了改进, 用于实时提取脉搏信号峰值, 步骤如下:

(1) 构建峰值提取缓存区。根据脉搏信号周期的特点, 构建大小为 $N_{pk}=500$ 的数据缓存区, 将归一化后的数据从低位到高位依次放入缓存区内, 直至填满缓存区, 此时峰值索引值增量 $Index_{fn}=0$ 。

(2) 构建只包含元素0和1的矩阵 D 。根据不同受试者脉搏信号频率特点, 设检测窗宽 w 为40个采样点, 采用下式构建大小为 $40 \times (N_{pk}-2 \times 40)$ 的矩阵 D , 矩阵元素只包含0和1:

$$D_{k,e-1} = \begin{cases} 0 & Bu_{fe} > Bu_{fe-u} \cap Bu_{fe} > Bu_{fe+u} \\ 1 & Bu_{fe} < Bu_{fe-u} \cup Bu_{fe} < Bu_{fe+u} \end{cases} \quad (10)$$

式中, Bu_{fe} 为2.1节中滑动归一化后的数据, $e=w+1, w+2, \dots, N_{pk}-w, u=1, 2, \dots, 40$ 。

(3) 重构矩阵 D , 计算 D 中每列之和。计算式(10)中矩阵 D 的列之和, 将每一列的和与含有 N_{pk} 个0元素的一维矩阵 A 相加。

$$A_g = \sum_{k=1}^w D_{k,g} \quad g=1, 2, \dots, N-80 \quad (11)$$

(4) 峰值检测。找到式(11)中一维矩阵 A 中所有值为0的点, 即峰值点:

$$\text{if } A_g = 0, PL_j = g + Index_{fn} \quad (12)$$

$$g=1, 2, \dots, N-80, j=1, 2, \dots, END$$

式中, PL_j 为信号的第 j 个峰值点索引值, END 为窗内提取的峰值点个数。

(5) 更新缓存区内数据。清除缓存区前 PL_{END} 个数据, 若窗内没有峰值点, 则清除整个缓存区的数据。新的数据继续存入缓存区, 直至填满缓存区。此时索引值增量为上一次的 $Index_{fn} + PL_{END}$, 如式(13)所示:

$$Index_{fn} = Index_{fn} + PL_{END} \quad (13)$$

(6) 重复步骤 (2) ~ (5), 直至停止采集数据。停止采集数据后若窗内还有数据, 且窗内数据个数大于 $2w$, 则进行步骤 (7)。

(7) 获取窗内数据个数 y , 此时 $N_{pk}=y$, 重复步骤 (2) ~ (4) 得到峰值点。

步骤 (4) 提取峰值点后, 每次峰值提取结果都存储在数组 L 中。

$$L = \{L_1, L_2, \dots, L_{PN}\} \quad (14)$$

式中, L_{PN} 为最后一个峰值点位置, PN 为峰值点的个数。

2.3 脉搏信号干扰段特征提取

通过对采集的信号进行统计分析, 得到以下规律: 图3(a)和图3(b)相较于正常段, 在很短的时间内发生了明显的幅度波动, 幅值变化范围远远大于正常段脉搏信号。图3(c)和图3(d)相较于正常段, 脉搏信号的幅值变化频率明显增加, 在相同时间内呈现出更多的波峰和波谷, 也呈现出混乱无序, 波形不规则等特性。此类干扰段中还会表现出准周期性, 但其周期随着手指运动会发生变化。针对以上特点, 对每个脉搏间期的数据提取以下特异性、敏感性参数, 用于检测干扰段。

(1) 阈值交叉计数。

选用阈值交叉法, 选择3个不同阈值, 分别为1、-0.8和-0.4, 分别计算信号与不同阈值之间的交叉次数。当信号从低于阈值的状态变为高于阈值或从高于阈值的状态变为低于阈值时, 被认为是一次交叉。干扰段通常会表现出较多的阈值交叉次数, 而正常段则相对较少。公式如下:

$$C_i = \sum_{f=1}^{L_{i+1}-L_i-1} \begin{cases} 1 & Bu_{fL_i+f} = T \\ H((Bu_{fL_i+f}-T) \times (Bu_{fL_i+1+f}-T)) & Bu_{fL_i+f} \neq T \end{cases} \quad (15)$$

$$X_i = \{Bu_{fL_i+1}, Bu_{fL_i+2}, \dots, Bu_{fL_{i+1}}\} \quad i=1, 2, \dots, PN-1 \quad (16)$$

式中, C_i 表示 X_i 经过阈值 T 的次数, L_i 是峰值的索引值, X_i 表示第 i 个峰值和第 $i+1$ 个峰值间的数据集合, 函数 H 如式(17)所示。

$$H(x) = \begin{cases} 0 & x > 0 \\ 1 & x \leq 0 \end{cases} \quad (17)$$

式中, x 为函数 H 的输入参数。

(2) 相邻峰值点的斜率 K 。

干扰段的幅度变化会远超过正常段的幅度变化范围。相邻峰值点间的斜率 K 可以帮助分析信号的动态变化和趋势, 公式如下:

$$K_i = \frac{Peak_{L_{i+1}} - Peak_{L_i}}{L_{i+1} - L_i} \quad i=1, 2, \dots, PN-1 \quad (18)$$

式中, $Peak$ 为峰值点的幅值, K_i 为第 i 个峰值点和第 $i+1$ 个峰值点的斜率。

(3) 脉搏周期的比值 PTP 。

在正常情况下, 脉搏周期比值具有一定的稳定性和一致性。当信号受到干扰时, 干扰段可能会导致相邻脉搏周期比值突然变化, 公式如下:

$$PTP_i = \frac{L_i}{L_{i+1}} \quad i = 1, 2, \dots, PN-1 \quad (19)$$

式中, PTP_i 为第 i 个峰值点索引值和第 $i+1$ 个峰值点索引值的比值。

(4) 脉搏信号的偏态系数 SK 。

当脉搏信号受到干扰时, 干扰段可能导致信号偏离程度和不对称性发生改变。计算偏态系数并观察其变化趋势, 可以检测干扰段。公式如下:

$$SK_i = \frac{\sum_{jj=1}^s (Bu f_{L_i+jj} - \bar{X}_i)^3}{s \times \delta_i^3} \quad i = 1, 2, \dots, PN-1 \quad (20)$$

式中, SK_i 为第 i 个峰值和第 $i+1$ 个峰值间数据的偏态系数, δ_i 为第 i 个峰值和第 $i+1$ 个峰值间数据的标准差, $\bar{X}_i$ 为第 i 个峰值和第 $i+1$ 个峰值间数据的均值, s 为第 i 个峰值和第 $i+1$ 个峰值间数据的数据长度, jj 为索引位置的增量。

(5) 脉搏信号相邻波峰间数据的斜率 VK 。

在干扰段存在时, 相邻波峰之间的脉搏波中峰值和最小值的斜率可能呈现突变或显著变化的趋势, 可以根据相邻波峰之间脉搏波的斜率的变化识别出干扰段, 公式如下:

$$VK_i = \frac{\max(X_i) - \min(X_i)}{L_i - \lambda_i} \quad i = 1, 2, \dots, PN-1 \quad (21)$$

式中, VK_i 为第 i 个峰值和第 $i+1$ 个峰值间数据的斜率, $\max(X_i)$ 为第 i 个峰值和第 $i+1$ 个峰值间数据的最大值, $\min(X_i)$ 为第 i 个峰值和第 $i+1$ 个峰值间数据的最小值, λ_i 为第 i 个峰值和第 $i+1$ 个峰值间数据的最小值位置。

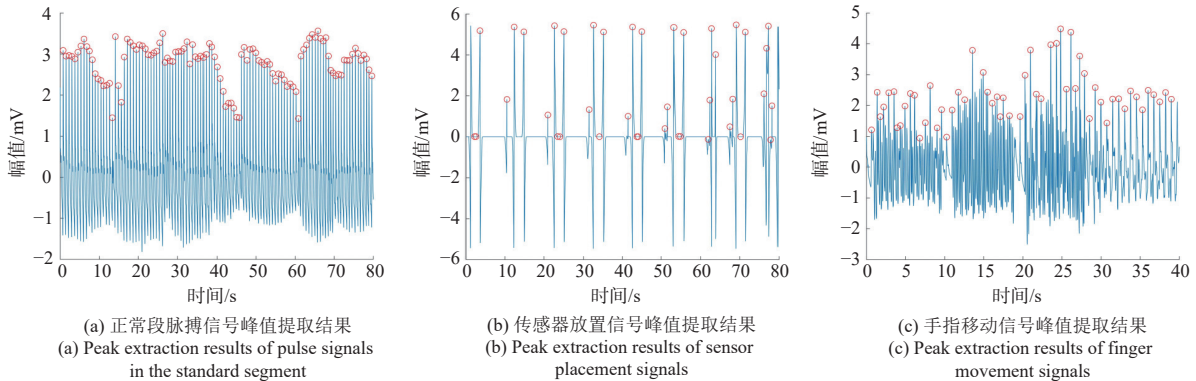


图6 脉搏信号峰值点提取结果
Fig.6 Peak extraction results of pulse signals

2.4 基于决策树实时检测干扰段

图3(a)和图3(b)都是由于传感器放置形成的干扰段, 因此将它们归为传感器放置类型干扰段, 赋予标签2; 图3(c)和图3(d)都是由于手指移动产生的干扰段, 因此将它们归为手指移动类型干扰段, 赋予标签3; 正常段信号赋予标签1。将1.2节中采集的信号进行3分类(标签1、2、3)识别, 使用MATLAB中决策树函数: $ctree = \text{fitctree}(P_train', T_train', 'minleaf', 2)$ 训练分类模型, 将2.3节中所有特征整合为特征集矩阵, 如式(22)所示。特征向量的大小为 4880×7 , 在进行特征选择后, 随机选择特征向量的80%作为训练集, 剩余20%作为测试集, 训练数据集的特征随机改变200次, 连续训练200次得到分类结果和模型。

$$Feature = [CS^1, CS^2, CS^3, K, PTP, SK, VK] \quad (22)$$

式中, CS^1 、 CS^2 、 CS^3 分别代表阈值为1、-0.4和-0.8的阈值交叉计数, K 代表相邻峰值点的斜率, PTP 代表脉搏周期的比值, SK 代表脉搏信号的偏态系数, VK 代表脉搏相邻波峰间数据的斜率。

2.5 特征选择

因为部分特征不属于正态分布, 所以本研究使用Kolmogorov-Smirnov ($K-S$) 检验来进行特征选择。 $K-S$ 检验的零假设($h=0$)被定义为2个数据在概率 P 下服从相同的概率统计分布。如果概率 $P < 5\%$, 则拒绝零假设($h=1$), 证明2个数据存在显著差异。

3 结果与讨论

3.1 脉搏信号峰值提取结果

使用2.2节中脉搏信号峰值实时提取方法对归一化后的三类脉搏信号进行峰值提取, 正常段脉搏的峰值信号提取结果如图6(a)所示, 传感器放置信号的峰值提取结果如图6(b)所示, 手指移动信号的峰值提取结果如图6(c)所示, 图中红色圆圈标记为信号的峰值点。

由于干扰段中的峰值点难以明确界定,因此脉搏信号峰值提取的准确率仅针对正常段的脉搏信号。脉搏信号波峰提取的准确率定义如下:

$$PRE = \frac{N_T - N_{MT} - N_{FT}}{N_T} \times 100\% \quad (23)$$

式(23)中, PRE 为检测准确率, N_T 为检出的波峰数, N_{MT} 为误检数, N_{FT} 为漏检数。

采用笔记本电脑构建了峰值提取算法的测试平台,其硬件配置包括:AMD Ryzen 7 5800 H处理器,时钟频率设定为3.2 GHz,配备16 GB RAM,并搭载64位Windows11操作系统。使用MATLAB 2021b版本中软件内置的tic和toc函数来计算程序执行的时间。

将1.2节中实验数据的正常段信号拆分成3组数据,并对3组数据进行峰值点提取,计算峰值点提取算法的准确率和实时性,脉搏信号波峰检测结果如表1所示。结果表明:本方法能够准确识别峰值点,准确率达到99%以上,并且具有很好的实时性。脉搏信号的采样频率为250 Hz,仅需6 ms左右即可提取100个峰值点,因此本方法能够对脉搏信号的峰值进行实时提取。

表1 脉搏信号波峰检测结果
Tab.1 Results of peak detection for pulse signals

波峰数	检出数	误检数	漏检数	准确率 (%)	时间/ms
1132	1131	0	1	99.9	63.9
1130	1130	0	0	100	75.6
1094	1093	0	1	99.9	48.1

3.2 脉搏信号特征提取结果

对1.2节实验数据中每个相邻波峰之间的数据进行特征提取,结果如表2所示。从实验数据中总共提取了4881个波峰,共有4880组峰峰值间的数据,其中标签1有3354组,标签2有328组,标签3有1198组,因此,特征向量的大小为4880×7。

表2 特征提取结果 (平均值±标准偏差)
Tab.2 Features extracted results (mean±standard deviation)

特征 (无量纲)	正常段信号	传感器放置信号	手指移动信号
CS^1	1.99±0.13	0.48±0.57	3.31±1.75
CS^2	2.01±0.38	0.64±1.01	5.13±1.86
CS^3	1.94±0.51	0.59±0.97	4.15±1.86
K	2.23±2.59	19.96±25.16	7.79±7.07
PK	0.98±0.02	0.78±0.18	0.99±0.03
SK	0.96±0.33	0.89±0.81	0.44±0.44
VK	0.75±1.23	0.36±1.14	0.19±0.21

3.3 特征选择结果

将三类数据进行三次分组,标签1、2的数据为第一组,标签1、3的数据为第二组,标签2、3的数据为第三组,采用双样本的K-S检验来选择特

征。表3是3个分组的特征选择结果。结果表明, CS^1 在不具有显著差异,需舍去该特征,其余特征均具有显著差异 $P < 5\%$ 。因此在本研究中,除特征 CS^1 外,其余所有特征均可以用于检测干扰段。

表3 特征选择结果
Tab.3 Features selection results

特征 (无量纲)	第一组		第二组		第三组	
	h	p	h	p	h	p
CS^1	0	0.16	1	2.89×10^{-48}	1	4.50×10^{-10}
CS^2	1	3.17×10^{-9}	1	5.69×10^{-130}	1	3.68×10^{-14}
CS^3	1	2.74×10^{-11}	1	3.91×10^{-73}	1	6.56×10^{-5}
K	1	9.00×10^{-25}	1	7.35×10^{-206}	1	1.40×10^{-15}
PTP	1	1.69×10^{-17}	1	7.11×10^{-125}	1	2.04×10^{-22}
SK	1	1.88×10^{-23}	1	1.55×10^{-226}	1	8.10×10^{-21}
VK	1	1.30×10^{-6}	1	1.87×10^{-56}	1	9.06×10^{-13}

3.4 脉搏信号干扰段检测结果

选用3.1节的笔记本电脑构建了算法模拟和测试的基础平台,根据2.4节的方法,对每个脉搏间期的数据进行2分类和3分类辨别,并采用Kappa系数来评估分类精确度,计算公式如下:

$$kap = \frac{P_0 - P_a}{1 - P_a} \quad (24)$$

$$P_0 = \frac{\sum_{n=1}^r Q_n}{M} \quad (25)$$

$$P_a = \frac{\sum_{n=1}^r Q_{nl} \times Q_{nc}}{M^2} \quad (26)$$

式(24)~(26)中, kap 是Kappa系数, Q_{nl} 、 Q_{nc} 和 Q_n 分别是列矩阵第 n 行元素、第 n 列元素和位于对角线的元素总和。参数 r 是特征的数量,本方法采用了6个特征,因此 $r=6$ 。 M 代表分类类别,3分类时, $M=3$, 2分类时, $M=2$ 。Kappa系数的结果 $-1 \leq kap \leq 1$, 其值越接近1结果越好。 kap_i 被定义为每组的平均精度,公式如下:

$$kap_i = \frac{P_n - P_{nl} \times P_{nc}}{P_{nc} - P_{nl} \times P_{nc}} \quad (27)$$

$$P_n = Q_n / M \quad (28)$$

$$P_{nl} = Q_{nl} / M \quad (29)$$

$$P_{nc} = Q_{nc} / M \quad (30)$$

表4展示了使用决策树对标签1、2、3数据进行3分类的结果,整体分类Kappa系数 kap 由式(24)、(25)、(26)得到,为 $(94.07 \pm 1.14)\%$, kap_1 、 kap_2 、 kap_3 分别代表了对标签1、2、3分类的平均精度,结果证明本文算法在对数据进行分类时具有较高的准确率和分类性能,且具有快速响应的特点,可以实时识别干扰段。

表4 决策树对标签1、2、3数据进行3分类结果(平均值±标准偏差)

Tab.4 Result of decision tree for 3-classification on data labeled 1, 2, and 3(mean ± standard deviation)

kap(%)	kap ₁ (%)	kap ₂ (%)	kap ₃ (%)	时间/ms
94.07±1.14	93.34±1.72	95.46±2.68	94.60±2.05	17.18±4.97

表5展示了对数据使用决策树进行2分类的结果,将数据分为正常段和干扰段两类,其中正常段为标签1的数据,干扰段为标签2、3的数据。整体分类Kappa系数为(96.67±1.28)%。

表5 决策树对脉搏信号正常段和脉搏信号干扰段进行2分类结果(平均值±标准偏差)

Tab.5 Result of decision tree for 2-classification for standard segment pulse signals and interference segment pulse signals (mean ± standard deviation)

kap(%)	kap ₁ (%)	kap ₂ (%)	时间/ms
96.67±1.28	95.76±1.91	97.60±1.60	15.60±5.71

虽然将数据进行2分类具有更高的Kappa系数,且耗时更短,但是将数据进行3分类可以辨别出干扰的来源,有效减少干扰段的产生,提高PPG信号的质量,同时Kappa系数仅减少了2.6%,耗时仅增加了2 ms,因此将3分类决策树模型嵌入Android手机的应用,对2种干扰段(标签2、标签3)进行远程识别以验证算法的可实施性,脉搏信号干扰段远程检测,如图7所示。

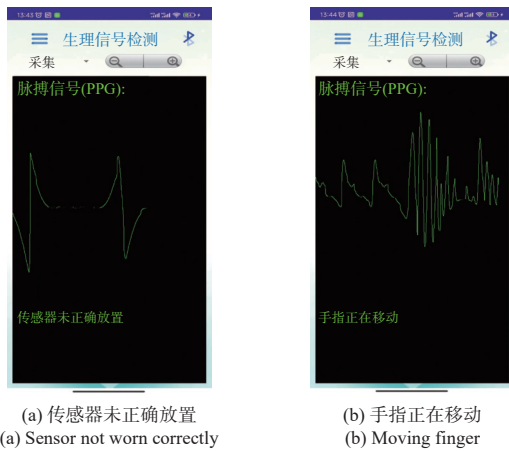


图7 脉搏信号干扰段远程检测

Fig.7 Remote detection of motion artifact of PPG signals

为了计算所提干扰段检测算法的准确率、特异性、敏感性,数据采用3.3节分组方式。第一组中标签1的数据代表正类样本,标签2的数据为负类样本;在第二组中标签1的数据为正类样本,标签3的数据为负类样本;在第三组中标签2的数据为正类样本,标签3的数据为负类样本。随后使用MATLAB中决策树函数: $ctree = \text{fitctree}(P_train', T_train', 'minleaf', 2)$ 训练分类决策树模型,进行两分类。随机选择3905×6个特征作为训练集训练模

型,剩余975×6个特征当作测试集用于评估模型性能。将 P_train 设为特征向量, T_train 作为目标变量,构建决策树的过程中,叶节点上至少有2个样本,同时训练数据集的特征随机改变200次,并训练200次,得到3个分组的准确率、特异性和敏感性的平均结果。

$$Acc = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \quad (31)$$

$$Sp = TP / (TP + FN) \quad (32)$$

$$Se = TN / (TN + FP) \quad (33)$$

式(31)~(33)中, Acc 表示准确率, Sp 表示特异性, Se 表示敏感性。 TP 表示将正类样本预测正确的数量, TN 表示将负类样本预测正确的数量, FP 表示将负类样本预测错误的数量; FN 表示将正类样本预测错误的数量。

表6为三组数据的准确率、特异性、敏感性结果,从表6可知对第一、三组进行分类时,检测准确率达到98%以上,在第二组中两者波形相似,算法检测准确率为(97.76±0.54)%。在算法耗时方面,第二组平均耗时最长,为(16.72±5.14) ms,其余两组均小于15 ms。以上结果表明该算法准确率高,耗时短,能够对干扰段进行实时检测。

表6 三组数据的准确率、特异性、敏感性结果(平均值±标准偏差)

Tab.6 Accuracy, specificity and sensitivity results of three sets of data (mean ± standard deviation)

结果	第一组	第二组	第三组
Acc(%)	99.34±0.18	97.76±0.54	98.60±0.71
Sp(%)	99.66±0.16	98.67±0.46	96.66±2.51
Se(%)	96.23±1.58	94.78±1.42	99.14±0.84
时间/ms	14.23±3.67	16.72±5.14	11.45±3.71

3.5 实验结果分析与讨论

本研究基于决策树对脉搏信号干扰段进行实时检测,利用1.2节所获取的数据验证所提出方法的精确度和实时性。从表4~表6的分类结果可以看出,本算法在脉搏信号干扰段检测中展现了较高的准确性、可靠性和实时性。

使用构建的数据库,对文献[8]、[11]、[12]所述的特征进行提取,并进行干扰段检测。在表7中展示了文献[8]、[11]、[12]中3种方法所使用特征在本研究数据库中的检测结果。对于文献[8]提出的方法,从脉搏信号波形上提取相邻波谷间数据的短期能量、上升强度差、强度下降差、上升时差和下降时差5个特征,通过波形的形状来判断干扰段,具有较高的检测率,检测准确率为(89.22±0.88)%, Kappa系数为(77.01±1.86)%。对于文献[11]提出的方法,主要针对脉搏信号收缩期的特点提取了峰

度、偏度和标准差用于识别干扰段,检测准确率为 $(81.75\pm 1.19)\%$, Kappa系数为 $(60.13\pm 2.72)\%$ 。对于文献[12]提出的方法,提取了单个脉搏波的面积、相邻波峰的周期、相邻波谷的周期、波峰峰值、半峰值的脉冲宽度、半峰值幅值,检测准确率为 $(88.95\pm 0.95)\%$, Kappa系数为 $(73.95\pm 2.96)\%$ 。

表7 不同特征对比检测结果(平均值 $\pm$ 标准偏差)

Tab.7 Comparison and recognition results of different features (mean $\pm$ standard deviation)

方法	Acc(%)	kap(%)	时间/ms
LIN 等 ^[8]	89.22 $\pm$ 0.88	77.01 $\pm$ 1.86	17.23 $\pm$ 4.14
SUN 等 ^[11]	81.75 $\pm$ 1.19	60.13 $\pm$ 2.72	16.93 $\pm$ 5.63
GHOSAL 等 ^[12]	88.95 $\pm$ 0.95	73.95 $\pm$ 2.96	17.85 $\pm$ 5.75
本研究方法	97.30 $\pm$ 0.54	94.07 $\pm$ 1.14	17.18 $\pm$ 4.97

本研究方法的分类结果比LIN等^[8]、SUN等^[11]、GHOSAL等^[12]提出的方法准确率更高,且能够准确地快速地检测干扰段。本研究方法也具有更高的Kappa系数,表明分类器具有较高的稳定性。

4 结论

PPG技术在个体健康监测领域具有广泛的应用,但是干扰段会影响PPG信号分析结果。对于临床静止状态下的PPG信号,提出了一种基于决策树的光电容脉搏波干扰段实时检测方法,对实时采集的PPG信号的峰值点进行精确提取,并对相邻波峰之间的数据进行分析,采用决策树对干扰段信号进行实时检测。经过在不同平台上的一系列实验测试,证明了方法优于以往的一些研究,检测准确率超过97%, Kappa系数超过94%,且耗时短,因此方法能够稳定、快速、准确地实时检测干扰段。本研究的方法为解决PPG信号干扰段检测中的现实问题提供了一种切实可行的途径,为智能健康监测等领域的应用提供了有效的支持和改进。在未来,本研究提出的方法将持续进行改进和优化,并尝试用于复杂运动状态下的干扰段识别。

参考文献

- [1] PANKAJ, KUMAR A, KOMARAGIRI R, et al. A review on computation methods used in photoplethysmography signal analysis for heart rate estimation[J]. *Arch Comput Methods Eng*, 2022, 29(2): 921-940.
- [2] XING X, MA Z, XU S, et al. Blood pressure assessment with in-ear photoplethysmography[J]. *Physiol Meas*, 2021, 42(10): 105009.
- [3] KUWALEK P, BURLAGA B, JESKO W, et al. Research on methods for detecting respiratory rate from photoplethysmographic signal[J]. *Biomed Signal Process Control*, 2021, 66: 102483.
- [4] PANWAR M, GAUTAM A, BISWAS D, et al. PP-Net: a deep learning framework for PPG-based blood pressure and heart rate estimation[J]. *IEEE Sensors J*, 2020, 20(17): 10000-10011.
- [5] THAMBIRAJ G, GANDHI U, MANGALANATHAN U, et al. Investigation on the effect of Womersley number, ECG and PPG features for cuff less blood pressure estimation using machine learning[J]. *Biomed Signal Process Control*, 2020, 60: 101942.
- [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*, 2011, 61(5): 1445-1457.
- [7] FISCHER C, DÖMER B, WIBMER T, et al. An algorithm for real-time pulse waveform segmentation and artifact detection in photoplethysmograms[J]. *IEEE J Biomed Health Inform*, 2016, 21(2): 372-381.
- [8] LIN W H, JI N, WANG L, et al. A characteristic filtering method for pulse wave signal quality assessment[C]//2019 41st Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC). Germany: IEEE, 2019: 603-606.
- [9] WAN C T, CHEN D Y, YANG J, et al. Combining parallel adaptive filtering and wavelet threshold denoising for photoplethysmography-based pulse rate monitoring during intensive physical exercise[J]. *IEICE Trans Inf Syst*, 2020, 103(3): 612-620.
- [10] MAJEED I A, JOS S, ARORA R, et al. Motion artifact removal of photoplethysmogram (PPG) signal[C]//2019 41st Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC). Germany: IEEE, 2019: 5576-5580.
- [11] SUN B, WANG C C, CHEN X H, et al. PPG signal motion artifacts correction algorithm based on feature estimation[J]. *Optik*, 2019, 176: 337-349.
- [12] GHOSAL P, HIMAVATHI S, SRINIVASAN E. Random forest based feature ranking to evaluate the effect of motion artifact on different clinical features of PPG Signal[C]//2023 International Conference on Intelligent Systems for Communication, IoT and Security (ICISCoIS). India: IEEE, 2023: 562-567.
- [13] PRADHAN N, RAJAN S, ADLER A. Evaluation of the signal quality of wrist-based photoplethysmography[J]. *Physiol Meas*, 2019, 40(6): 065008.
- [14] CHOU Y X, ZHANG A H, GU J, et al. A recognition method for extreme bradycardia by arterial blood pressure signal modeling with curve fitting[J]. *Physiol Meas*, 2020, 41(7): 074002.
- [15] SCHOLKMANN F, BOSS J, WOLF M. An efficient algorithm for automatic peak detection in noisy periodic and quasi-periodic signals[J]. *Algorithms*, 2012, 5(4): 588-603.