

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J2209833

基于分布计算的心电特征波检测算法研究^{*}

苏 鹏¹, 郭 强¹, 王思锴¹, 王美淳², 张雷雨³

(1. 北京信息科技大学机电工程学院 北京 100192; 2. 北京信息科技大学仪器科学与光电工程学院 北京 100192;
3. 北京工业大学先进制造技术北京市重点实验室 北京 100124)

摘 要: 体外反搏装置依据心电信号对下肢进行加压及释放, 需要识别率高、实时性强的心电特征波检测方法。借鉴传统医学信号处理方法, 本文提出一种基于改进差分阈值和分布计算的心电特征信号检测算法, 采用低通滤波和移动平均滤波等预处理方法对心电信号进行平滑预处理, 借助自适应差分双阈值法和分布计算法, 识别和确定 R 波、P 波及 T 波的位置。基于 MIT-BIH 数据库及心电采样模块进行仿真分析和实验验证。结果表明: 该算法对心电信号 R 波的综合识别准确率为 99.9%, 识别 P 波和 T 波准确率为 99.87%, 算法平均耗时仅为 0.65 s, 可识别常见类型心电信号特征波, 能很好地满足体外反搏等装置快速识别心电特征波的需求。

关键词: 体外反搏; 心电信号; 分布计算; 改进差分算法; 特征波检测

中图分类号: TH701 TN911.72 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.40

An ECG feature wave detection algorithm based on distribution computing

Su Peng¹, Guo Qiang¹, Wang Sikai¹, Wang Meichun², Zhang Leiyou³

(1. School of Mechanical and Electrical Engineering, Beijing Information Science and Technology University, Beijing 100192, China; 2. School of Instrument Science and Opto-Electronics Engineering, Beijing Information Science and Technology University, Beijing 100192, China; 3. Beijing Key Laboratory of Advanced Manufacturing Technology, Beijing University of Technology, Beijing 100124, China)

Abstract: The extracorporeal counterpulsation (ECP) device requires compression and release of the lower extremity with a high recognition rate and real-time ECG signature wave detection method. Based on traditional medical signal processing methods, the article proposes an algorithm for ECG feature signal detection by the improved differential thresholding and distribution calculation. The algorithm utilizes the low-pass filtering and moving average filtering methods to smooth the ECG signal. Then, the locations of R-wave, P-wave and T-wave are identified and determined by using the adaptive differential double thresholding method and distribution calculation method. Simulation analysis and experimental verification results base on the MIT-BIH database and ECG sampling module show that the algorithm has an accuracy of 99.9% for the comprehensive recognition of R-wave of ECG signal and 99.87% for the recognition of P-wave and T-wave. In addition, the average time consumed by the algorithm is only 0.65 s. The algorithm can identify the characteristic waves of common ECG signals, which can satisfactorily meet the requirements of devices like ECP to quickly identification of ECG characteristic waves.

Keywords: external counterpulsation; electrocardiogram signal; distributed computing; improved difference algorithm; feature wave detection

0 引 言

界范围内死亡原因之首, 全球心血管疾病死亡总人数达到 1 790 万人。体外反搏装置通常包裹在小腿、大腿及臀的袖口, 为一款机械挤压下半身的无创医疗设备, 主要应用于心血管类疾病的治疗^[1-2]。通过改善动脉舒张压, 辅

根据 2021 年世界卫生组织统计显示, 心血管类疾病是世

助心脏工作,增加心、脑血管的灌注量、舒张期血流和内皮剪切应力^[3-4]。在临床治疗过程中,装置对腿部和臀部增加/释放压力的时刻依赖于心脏周期性的舒张/收缩,可借助心脏的电信号,自动识别其周期性动作。心电图用于捕捉和记录心脏电信号,其由心肌细胞激活、去极化和复极化引起的偏转(P-QRS-T)构成。在心电图等生物信号处理中,心电信号特征波检测成为研究热点,对特征波的精确定识别直接影响诊断与治疗心血管类疾病的效果。

心电信号在采集过程中易受到噪声干扰,包括因肌肉运动、表面电极接触不良而产生的基线噪声和接触噪声,需对采集的心电信号进行消噪预处理。针对消噪预处理及 R 波检测,常用方法为差分阈值法、小波阈值法和模态分析法等^[5-8]。Zhang 等^[9]基于自适应滤波法消除心电信号中的基线漂移干扰和工频干扰,结合一阶差分与二阶差分,搜寻 QRS 波群,通过自适应阈值获得 Q/R/S 峰的位值,但在强干扰下漏检比较严重、抗干扰能力弱。Merah 等^[10]设计了一种基于平稳小波变换的鲁棒 R 峰检测方法,利用第 4 个小波变换系数细节的局部极大值、极小值和零交点信息,检测和识别心电信号的 QRS 单波峰值,鲁棒 R 峰检测方法滤波效果好但算法结构和计算繁杂。Lu 等^[11]采用可变范围搜索策略和经验模态分解,并集成新遗传方法,优化统计心电信号特征子集,依据优势特征进行 R 波识别,在特征维数较低的情况下取得更好的分类性能,但高维可能会导致大量的特征组合和巨大的训练时间成本。在 P 波和 T 波识别方面,Costa 等^[12]在移动平均和趋势函数对心电信号进行平滑预处理的基础上,在预先选择区域中寻找电信号高峰,获得 P 波和 T 波位置。熊鹏等^[13]利用连续小波变换,对 P、T 波候选段进行平滑处理并进行零点时移修正,实现 P、T 波波峰的定位,但算法计算繁琐,难以满足体外反搏装置对特征波检测实时性的要求。

针对心电信号 R 波容易受强干扰影响、P 波和 T 波定位算法繁琐等问题,改进自适应差分阈值法,同时使用分布计算法,检测心电特征波,进而提出心电特征信号检测算法。基于心电信号干扰噪声的频率,对其进行滤波和平滑预处理。采用改进的自适应双阈值算法,检测心电信号 R 波,使用分布计算法,获得 P 波和 T 波的精确位置。借助 MIT-BIH 数据库和心电采样模块,对所提出算法进行仿真分析,验证算法的有效性与可行性。

1 心电信号预处理

心电信号能量较为微弱,在体表采集过程中容易受噪声影响,干扰噪声与心电信号混叠,增加检测特征波的难度。干扰噪声包括^[14]工频干扰、基线漂移、肌电干扰等,需根据干扰噪声频率差异采取不同的预处理方法。

1.1 滤除基线漂移

基线漂移一般由人体呼吸、电极移动等低频干扰所致,频率一般小于 5 Hz^[15],可将其视为叠加在心电信号上与呼吸频率同频的正弦量。心电信号分析和处理之前,需先滤除基线漂移。巴特沃斯滤波器在通带内具有最大平坦的幅度特性,随着频率升高呈现单调减小的特点。采用一阶巴特沃斯低通滤波器,提取心电信号中的漂移成分,心电信号数据采样频率为 500 Hz,低通滤波截止频率为 5 Hz,传递函数 $H(S)$ 如下:

$$H_{(s)} = \frac{0.031s + 0.031}{s - 0.939} \quad (1)$$

原始心电信号 $x(i)$ 减去低通滤波提取漂移成分 $y(i)$,可得到去除基线漂移后的心电信号 $f_1(i)$,表达式为:

$$f_1(i) = x(i) - y(i) \quad (2)$$

式中: i 为心电数据的采样点。

1.2 滤除工频

心电信号测量记录过程中,由于人体分布电容和电极引线环路,受电、磁场影响产生的工频干扰,频率一般为 50 Hz^[16]。自适应陷波滤波器将中心频率作为参考信号,通过残差调整、组合权值,使输入信号与参考信号相关的线性部分分离,能够跟随干扰频率和幅度的变化^[17-18],取得较高信噪比。使用 Notch 滤波器滤除工频干扰,传递函数 $G(S)$ 为:

$$G_{(s)} = \frac{s^2 + w_c}{s^2 + w_{bw}s + w_c^2} \quad (3)$$

式中: w_{bw} 为陷波宽度, w_c 为陷波中央频率。

1.3 滤除高频肌电干扰

肌电干扰主要来自于人体肌肉颤动,主要能量集中在 30~300 Hz。一般成人心电信号频率主要位于 0.05~100.00 Hz,大部分能量位于 0.5~50.0 Hz,采用三阶巴特沃斯低通滤波器滤除频率大于 100 Hz 的干扰信号,其传递函数 $H(S)$ 如下:

$$H_{(s)} = \frac{0.257s^3 + 0.771s^2 + 0.771s + 0.257}{s^3 + 0.577s^2 + 0.422s + 0.056} \quad (4)$$

经上述 3 种滤波处理,有效去除心电信号采集过程中由低频干扰引起的基线漂移、工频干扰和高频肌电干扰。

1.4 平滑及差分处理

使用移动平均滤波^[19]对心电数据进行平滑处理,将连续采集的心电信号数据看成一个固定长度为 m 的数列,在新的一次测量后去除上述数列的首个数据,其余 $m-1$ 个数据依次前移,并将新的采样数据插入数列尾部进行算术平均运算,并将其结果作为本次测量的结果。

取 $m=5$, 移动平均滤波 $f_2(i)$ 表达式如下:

$$f_2(i) = \frac{z(i) + z(i-1) + z(i-2) + z(i-3) + z(i-4)}{5} \quad (5)$$

式中: $z(i)$ 为去除高频肌电干扰后的数据。

为使心电信号数据 $f_2(i)$ 的差分效果明显, 方便提取心电波形特征信息, 对 $f_2(i)$ 进行隔项差分处理, 隔项差分 $f_3(i)$ 表达式为:

$$f_3(i) = f_2(i+4) - f_2(i) \quad (6)$$

若 $f_3(i)$ 为正, 认为第 i 个数据采样点信号为上升趋势, 反之则为下降趋势。

2 特征波检测

标准心电周期的波形如图 1 所示, 包括 P-R 段、S-T 段、P-R 间期、Q-T 间期、T-P 间期、P 波、QRS 波群、T 波以及 U 波。连续采集的心电信号由 P 波、QRS 波群、T 波以周期性出现^[20], 对特征波分类第一步是对每个心动周期进行良好的识别。R 峰的检测使用改进的自适应差分双阈值法, 并通过漏检、错检判定, 提高 R 波识别的准确率; 在预设范围内定位波谷识别 Q 波与 S 波。针对 P 波和 T 波幅值小、斜率特征不明显的特点, 使用分布计算法检测识别。

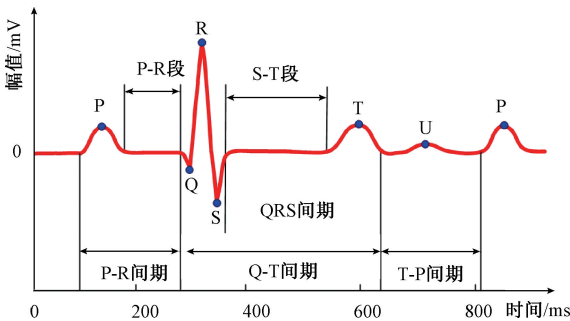


图 1 标准心电图波形

Fig. 1 Standard ECG waveform

2.1 R 波检测

心跳能量主要集中于 ECG 图形的 QRS 复合波中, R 波特有的幅值大、波形陡的特点, 与其他波形明显不同。R 波检测是识别心动周期的基础, 同时也是正确检测 T 波与 P 波的关键。心电信号记录 R 波波峰时, 体外反搏装置对人体下肢加压, 实现辅助人体心脏供血的功能。在平滑及差分处理的基础上, 采用自适应差分双阈值法定位 R 波, 算法具体流程如下:

1) 确定 2 个初始最值: 在心电信号平滑及差分处理结果前 1 000 个数据中, 确定心电数据移动平均滤波最大值 $f_2(\max)$ 和隔项差分处理最大值 $f_3(\max)$ 。

2) 计算 2 个初始阈值: 根据两个最大值求出确定 R 波位置的两个初始阈值:

$$Thr_1 = 0.5 \times f_2(\max) \quad (7)$$

$$Thr_2 = 0.4 \times f_3(\max) \quad (8)$$

式中: Thr_1 、 Thr_2 分别为移动平均滤波、隔项差分心电数据识别 R 波的初始阈值; 0.5 及 0.4 为经验常数。

3) 检测第 1 个 R 波位置: $f_2(i+5)$ 及 $f_3(i)$ 数据分别与 2 个初始阈值比较, 定位为第 1 个 R 波位置。若存在数据采样点的连续区间 I , 使得 $i \in I$, 同时满足 $f_2(i+5) > Thr_1$, $f_3(i) > Thr_2$, 则认为在区间 I 上存在 R 波。求心电信号 $x(i)$ 在区间 I 内的最大值点, 该点为检测的 R 波峰值点, 记录为 $R(0)$ 。

4) 双阈值自适应更新: 在心电信号连续采集监测过程中, 信号的幅值、形态会随时间发生变化, 固定阈值不能满足对 R 波的全部检测, 检测阈值需进行实时修正, 两个阈值的更新方法可分别表示为:

$$Thr_1(j) = \frac{1}{5} Thr_1(j-1) + c_1 \quad (9)$$

$$Thr_2(j) = \frac{1}{4} Thr_2(j-1) + c_2 \quad (10)$$

式中: c_1 、 c_2 为常数, 加上两个常数为保证双阈值大小在稳定水平, $j=1, 2, 3, \dots$ 。

5) 后续 R 波检测: 基于新的双阈值对后面数据采样点检测, 判断是否为 R 波, R 波记为 $R(j)$, 重复步骤 3) 和 4) 直至遍历完 $x(i)$ 。

6) RR 间期计算: RR 间期是判断心率失常疾病的重要凭证, 是指心电图相邻两个 R 波之间的时间间隔。每检测出一个 R 波时, 利用相邻 R 波之间的采样位置差计算各个 RR 间期 $T_{RR}(j)$:

$$T_{RR}(j) = \frac{R(j+1) - R(j)}{f_s} \quad (11)$$

式中: f_s 为心电信号采样频率。

7) R 波漏检及误检判定: 根据 RR 间期判断是否存在漏检及误检, 若相邻 R 波间期小于 0.3 s 认为可能存在误检, 去除幅值最小的点以排除误检。若相邻 R 波间期大于正常的 RR 间期 2 倍, 则认为可能存在漏检, 将阈值降低 2/3 再进行检测, 检测到波峰后, 阈值恢复到正常水平。降低阈值仍未检测到 R 波, 为排除停搏的原因, 延长至正常 RR 间期的 4 倍, 再进行检测, 仍未检测到 R 峰则停止检测, 发出警报。

2.2 Q 波及 S 波检测

QRS 波群是人体正常的心电图中由 Q 波、R 波和 S 波构成幅度最大的波群。如图 2 所示, Q 波与 S 波分别为 R 波前、后的第一个波谷。Q 波波谷是 $T_{RR}(j-1)$ (R 波前的 RR 间期) 20% 范围内距离 R 波最近的极小值点; S 波波谷是 $T_{RR}(j)$ (R 波后的 RR 间期) 35% 范围内距离 R 波最近的极小值点。

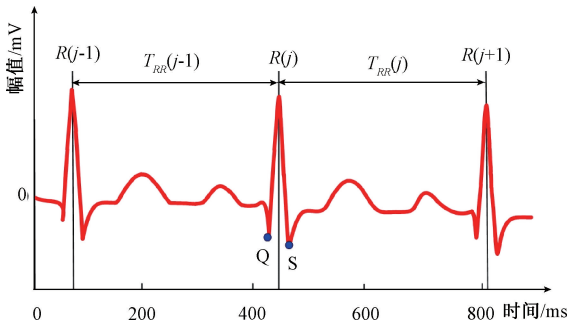


图 2 Q 波与 S 波位置

Fig. 2 Q and S wave positions

2.3 P 波及 T 波检测

T 波和 P 波为低频信号且幅值较低,存在低频干扰的情况下较难区分。在 QRS 波群识别的基础上,采用区间峰值法确定前 n 个心电周期内 P 波和 T 波位置,统计上述 P 波及 T 波在对应 RR 间期内分布占比,采用分布计算法快速检测后续特征波,具体实现方法如下:

1) 区间峰值法识别前 n 个心电周期的 T 波与 P 波位置:T 波、P 波检测的方法相同,以 T 波为例说明检测过程。在 RR 间期范围内的连续区间 W ,计算极大值点为 T 波的波峰,记为 $T(j)$ 。连续期间 W 的起点 $W_{\text{star}}(j)$ 和终点 $W_{\text{end}}(j)$ 可分布表示为:

$$W_{\text{star}}(j) = R(j) + c_3 \times f_s \quad (12)$$

$$W_{\text{end}}(j) = R(j) + c_4 \times f_s \quad (13)$$

式中: c_3 、 c_4 为经验参数,且满足 $c_3 < c_4$ 。截取 T 波波峰到起点之间的区间 W 心电信号作为信号子段,在信号子段范围内 $f_3(i) > 0$,则认为是 T 波位置。

2) P 波、T 波分布统计。在获得前 n 个心电周期内 T 波和 P 波位置的基础上,分别统计 P 波及 T 波在对应 RR 间期内的分布计算结果,其计算方法如下式:

$$L_{\text{RT}} = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n \frac{T_{\text{RT}}(j)}{T_{\text{RR}}(j)} \quad (14)$$

$$L_{\text{TP}} = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n \frac{T_{\text{TP}}(j)}{T_{\text{RR}}(j)} \quad (15)$$

$$L_{\text{PR}} = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n \frac{T_{\text{PR}}(j)}{T_{\text{RR}}(j)} \quad (16)$$

式中: L_{RT} 、 L_{TP} 、 L_{PR} 依次为 R 峰至 T 峰区间、T 峰至 P 峰区间、P 峰至下个 R 峰区间在 RR 间期的分布结果; $T_{\text{RT}}(j)$ 、 $T_{\text{TP}}(j)$ 、 $T_{\text{PR}}(j)$ 为第 j 个心电周期内 R 峰到 T 峰、T 峰到 P 峰值、P 峰到下个 R 峰值的时间。分布计算结果满足:

$$L_{\text{PR}} + L_{\text{RT}} + L_{\text{TP}} = 1 \quad (17)$$

3) 后续特征波确定。以分布计算结果作为模板,与后续采集心电信号匹配,T 波及 P 波预测位置的表达

式为:

$$T(j) = R(j) + L_{\text{RT}} \times T_{\text{RR}}(j) \quad (18)$$

$$P(j) = R(j) + (L_{\text{RT}} + L_{\text{TP}}) \times T_{\text{RR}}(j) \quad (19)$$

式中: $T(j)$ 、 $P(j)$ 分别为预测的第 j 个 T 波及 P 波位置时刻。在 $T(j)$ 、 $P(j)$ 前后各 30 ms 内范围内的极值点为 T 波、P 波位置。

4) 误检判定:在平均 RR 间期 0.5~1.5 倍的心电周期内进行 P、T 波检测,以排除由于 R 波漏检或误检的影响;在 P 波及 T 波位置左右各 100 ms 的检测范围是否存在负性极值,通过绝对值保留较为明显的极值点。根据上述方法可以快速检测出心电信号中的 T 波及 P 波的位置。

3 算法仿真与实验分析

为验证预处理方法及特征波检测算法的有效性,首先利用 MIT-BIH 心律失常数据库的心电数据进行仿真,定量分析所提算法特征波识别的准确率;通过不同类型的心律失常心电信号数据,定性分析算法的适应性。然后利用体外反搏装置进行算法实验,采集健康受试者的心电信号数据,分析特征波识别的准确率,并验证算法预处理的有效性。

为定量分析特征波的检测效果,引入灵敏度 Se 、准确率 Acc 评价指标。

1) 灵敏度:

$$Se = \frac{TP}{TP + FN} \times 100\% \quad (20)$$

式中: TP 为正确检测特征波数量, FN 为漏检数量。

2) 准确率:

$$Acc = \frac{TP}{TP + FN + FP} \times 100\% \quad (21)$$

式中: FP 为特征波误检数量。

3.1 MIT-BIH 数据库算法仿真验证

MIT-BIH 是由麻省理工大学建立的心律失常心电数据库。该数据库来自 47 名受试者^[9],包含 48 条双通道信号动态心电图记录,采样频率为 360 Hz,持续 30 min。数据库包含大量具有代表性的心电数据,每个心电数据由头文件、数据文件和注释文件组成,便于在分析和研究中选择所需数据类型,MIT-BIH 心律失常心电数据库是国内外心电测量分析主要的数据来源。

1) 定量分析

从数据库中抽取 10 个心电数据文件作为信号源 $x(i)$,检测 R 波、T 波及 P 波,并对结果量化分析。

使用本文算法检测 R 波,结果与 MIT-BIH 数据库中标注文件对比,计算识别正确识别 R 峰总数 TP_R ,漏检数 FN_R ,误检数 FP_R ,敏感度 Se_R 和准确率 Acc_R 等,结果如表 1 所示。经测试 10 条心电数据检测的 R 波总数为

20 795,漏检数量为 16,误检数量为 3,该心电算法对 R 波检测的综合敏感度为 99.92%,准确率为 99.9%。

表 1 R 波检测仿真结果

Table 1 Simulation results of R wave detection					
文件名	TP_R	FN_R	FP_R	$Se_R/\%$	$Acc_R/\%$
100	1 369	0	0	100	100
101	1 863	0	2	100	99.89
103	2 083	1	0	99.95	99.95
112	2 536	3	1	99.88	99.84
113	1 612	0	0	100	100
115	1 953	0	0	100	100
121	1 860	2	0	99.89	99.89
122	2 476	0	0	100	100
202	2 519	7	0	99.72	99.72
205	2 524	3	0	99.88	99.88

将本文 R 波检测算法与差分阈值法^[9]、小波变换法^[10]和模态分析法^[21]做对比,结果数据如表 2 所示,总体上,本文所提出的算法比同类型的差分阈值法^[9]准确率提高了 0.3%,灵敏度提高了 0.2%。

表 2 R 波检测方法对比

Table 2 Comparison of R wave detection methods%		
R 波检测方法	Se_R	Acc_R
差分阈值法 ^[9]	99.70	99.62
小波变换法 ^[10]	99.88	99.83
模态分析法 ^[21]	99.23	97.05
本文方法	99.92	99.90

在 202 号心电数据 R 波识别过程出现多次漏检,如图 3 所示, FN 处为漏检的 R 波位置,经分析发现,该算法阈值的设定取决于上一次检测到的 R 波,当相邻 R 波幅值相差较大,即使将检测阈值降低为原来的 2/3,仍未检测出 R 波位置,出现漏检现象。

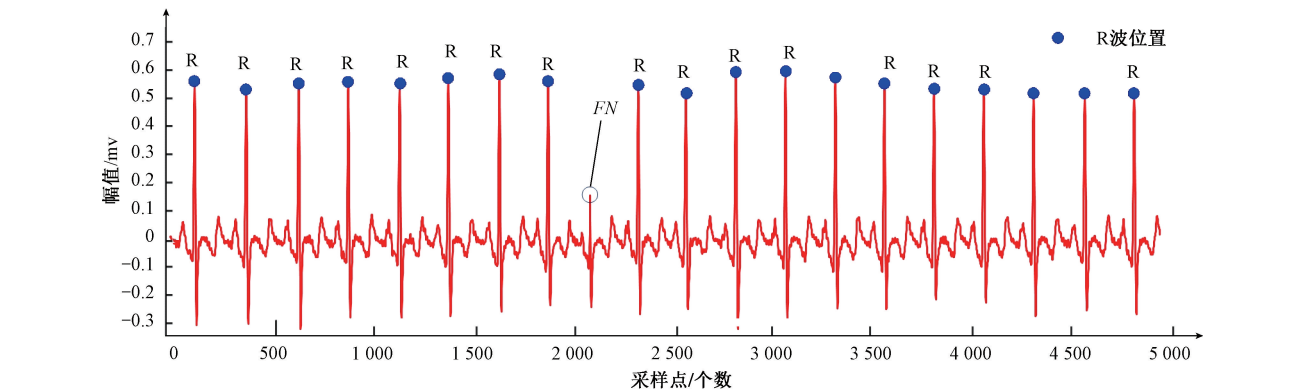


图 3 202 号心电数据 R 波检测结果
Fig. 3 R wave detection results of 202 ECG data

使用分布计算法检测 P 波及 T 波的位置,并计算正确识别 T 波总数 TP_T ,漏检数 FN_T ,误检数 FP_T ,敏感度 Se_T 和准确率 Acc_T 等,结果如表 3 所示。经测试 10 条心电数据检测的 T 波总数为 20 792,漏检数量为 23,误检数量为 9,该心电算法对 T 波检测的敏感度为 99.88%,准确率为 99.87%。所提出算法对信号预处理,特征 P 波、QRS 波群以及 T 波检测的平均总耗时仅为 0.65 s,满足体外反搏装置实时性的应用需求。

将自适应窗口法^[22]、小波变换法^[13]、深度学习法^[23]与本文 T 波检测算法比较,分析结果如表 4 所示。本文算法对 T 波检测准确率与小波变换法^[13]结果相近,而另外两种算法的准确率远低于本算法。

对于 T 波与 P 波的检测方法相同,P 波检测的准确率与 T 波相近,故文中只对 T 波识别准确率进行对比。

表 3 T 波检测仿真结果

Table 3 Simulation results of T-wave detection						
文件名	TP_T	FN_T	FP_T	总耗时/s	$Se_T/\%$	$Acc_T/\%$
100	1 369	0	0	0.65	100	100
101	1 861	0	4	0.67	100	99.78
103	2 083	2	0	0.76	99.90	99.90
112	2 535	5	2	0.71	99.80	99.72
113	1 612	0	0	0.67	100	100
115	1 953	0	0	0.79	100	100
121	1 860	4	0	0.61	99.78	99.78
122	2 476	0	0	0.55	100	100
202	2 519	8	1	0.53	99.68	99.64
205	2 524	4	2	0.57	99.84	99.76

表 4 T 波检测方法对比

Table 4 Comparison of T wave detection methods %

T 波检测方法	Se_T	Acc_T
自适应窗口法 ^[22]	98.05	97.11
小波变换法 ^[13]	99.87	99.85
深度学习法 ^[23]	97.71	96.51
本文方法	99.88	99.87

2) 定性分析

为验证本文算法的适用性,利用本文所提算法识别常见类型的心律失常数据。分别对正常窦性心律无

U 波,正常窦性心律伴随 U 波,左束支传导阻滞 (left bundle branch block, LBBB) 及右束支传导阻滞 (right bundle branch block, RBBB) 4 种心电信号进行测试,结果如图 4 所示。该算法适用于伴有 U 波或无 U 波的正常节律正常窦性心律中,图 4 (a) 为正常窦性心律无 U 波,图 4 (b) 为正常窦性心律伴 U 波。因为 P 波、QRS 波和 T 波真实存在且突出,特征波相对容易检测。束支传导阻滞是指希氏束分叉以下部位的传导阻滞,右束支传导阻滞可见于器质性心脏病或正常人,左束支传导阻滞多见于器质性心脏病。图 4 (c) 为左束支传导阻滞,图 4 (d) 为右束支传导阻滞,该算法在两类束支传导阻滞中成功检测到特征波。

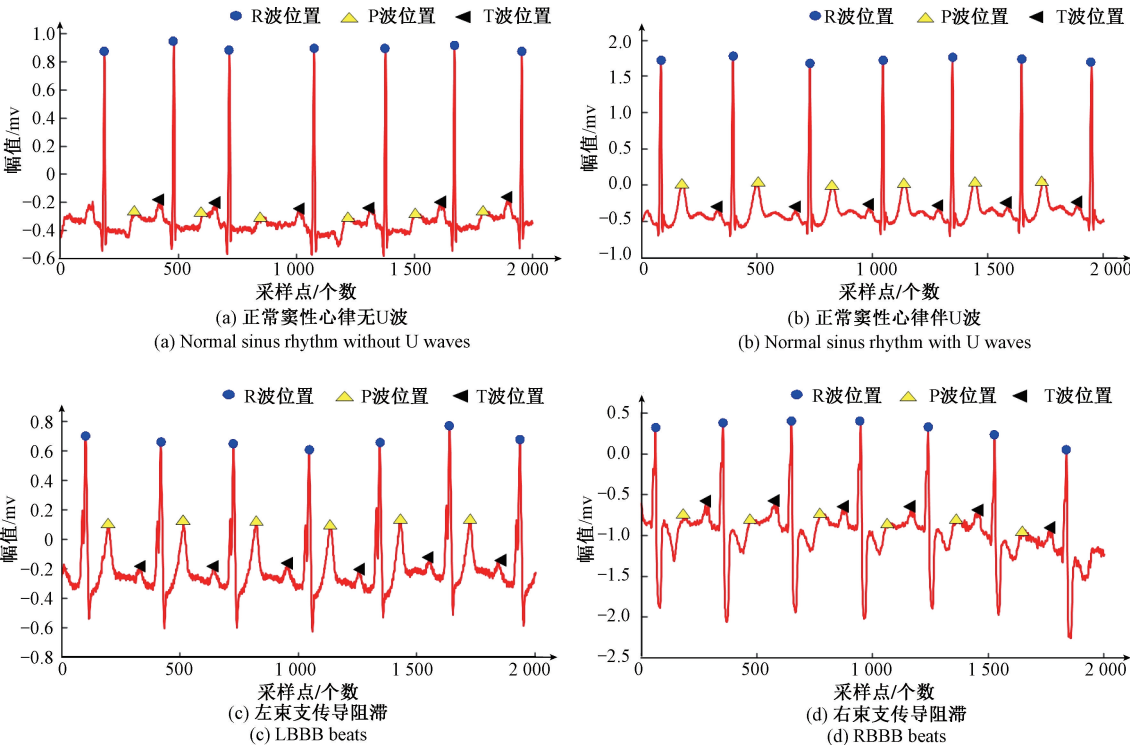


图 4 常见心电数据适应性分析结果

Fig. 4 Adaptive analysis results of common ECG data

3.2 采集心电数据实验验证

仿真验证算法稳定性后,使用体外反搏装置 AIKD-adECG12 心电采样模块采集 5 位测试对象的 10 条心电信号数据,对本研究提出算法进行实验验证,采集过程如图 5 所示。测试对象为 24~26 岁男性健康志愿者,身高 170~175 cm,体重 65~70 kg,无不良健康风险。AIKD-adECG12 采集心电信号数据的采样频率为 500Hz,可同步 12 导联数据,使用 II 导联数据为待处理的心电信号原数据 $x(i)$ 。

1) 定量分析

使用本文算法检测 R 波,分析正确识别 R 峰为

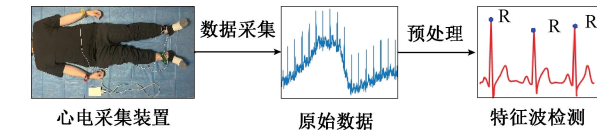


图 5 心电信号采集实验

Fig. 5 ECG signal acquisition experiment

TP_{RC} ,漏检数 FN_{RC} ,误检数 FP_{RC} ,敏感度 Se_{RC} 和准确率 Acc_{RC} 等,结果如表 5 所示。经测试,采集的 10 条心电数据检测出 R 波总数为 11 285,漏检数量为 2,误检数量为 4。该心电算法对 R 波检测的敏感度为 99.98%,准确率为 99.94%。

表 5 R 波检测实验结果

Table 5 Experimental results of R wave detection

序号	TP_{RC}	FN_{RC}	FP_{RC}	$Se_{RC}/\%$	$Acc_{RC}/\%$
1	982	0	0	100	100
2	997	0	0	100	100
3	1 283	0	0	100	100
4	1 145	0	2	100	99.82
5	1 026	1	0	99.90	99.90
6	994	0	0	100	100
7	1 351	0	0	100	100
8	1 274	1	1	99.92	99.84
9	1 135	0	1	100	99.91
10	1 098	0	0	100	100

对采集心电数据进行 T 波检测,正确识别 T 波数为 TP_{TC} ,漏检数 FN_{TC} ,误检数 FP_{TC} ,敏感度 Se_{TC} 和准确率 Acc_{TC} 等,结果如表 6 所示。10 条心电数据检测的 T 波总数为 11 282,漏检数量为 4,误检数量为 6,该心电算法对 T 波检测的敏感度为 99.96%,准确率为 99.91%。

表 6 T 波检测实验结果

Table 6 Experimental results of T wave detection

序号	TP_{TC}	FN_{TC}	FP_{TC}	$Se_{TC}/\%$	$Acc_{TC}/\%$
1	981	1	0	99.89	99.89
2	997	0	0	100	100
3	1 283	0	0	100	100
4	1 145	1	2	99.91	99.74
5	1 025	1	1	99.90	99.80
6	994	0	0	100	100
7	1 351	0	0	100	100
8	1 274	1	1	99.92	99.84
9	1 134	0	2	100	99.82
10	1 098	0	0	100	100

实验采集心电数据检测 R 波与 T 波的准确率和敏感度均大于 99%,且优于 MIT-BIH 数据库仿真结果,进一步验证了本文所提算法的稳定性。

2) 定性分析

采集的原始心电信号数据及预处理结果如图 6 所示,从图 6 中可看出采集的原始心电信号有严重的肌电干扰及基线漂移等噪声,经过低通滤波、工频滤波、三阶巴特沃斯低通滤波等预处理后,可有效地消除低频基线漂移及高频肌电噪声。

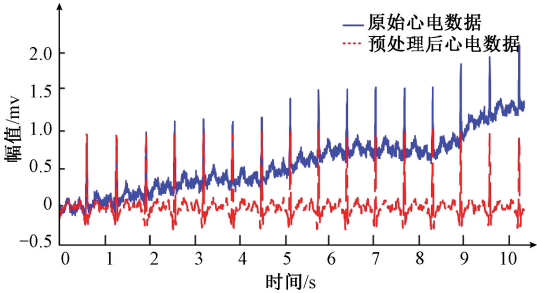


图 6 心电信号预处理结果

Fig. 6 ECG signal pretreatment results

根据改进的自适应双阈值算法对 R 波进行检测,并在预先设定范围内分别识别 Q 波与 S 波的波谷位置,通过分布计算法快速对 P 波与 T 波的位置定位。采集心电信号的测试对象 1,其 P 波及 T 波的分布计算结果如表 7 所示,T 波波峰约分布在 RR 间期前 25% 的位置,P 波波峰约分布在 RR 间期 59.3% 的位置。测试对象 1 的特征波检测结果如图 7 所示,由于 T 波与 P 波的定位需依据首个 R 波位置确定,因此在第一个 R 波前的 P 波与 T 波位置无法检测。

表 7 采集心电信号分布计算结果

Table 7 Distribution calculation results of collected ECG signals

间期	L_{RT}	L_{TP}	L_{PR}
分布计算结果	0.250 4	0.343 0	0.406 6

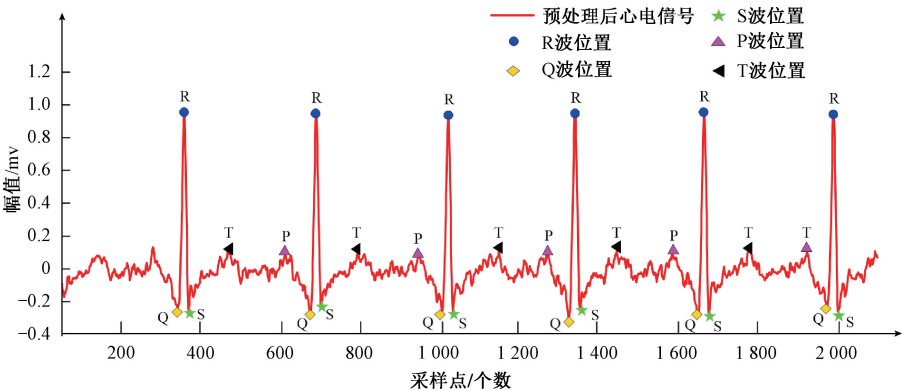


图 7 采集心电信号特征波检测结果

Fig. 7 Collection of ECG signal feature wave detection results

4 结 论

现有心电特征提取方法不能满足体外反搏装置的临床使用需求,提出一种识别率高、实时性强的轻型自适应心电信号特征波检测算法。对心电信号进行基线校正、滤波及平滑处理,可有效去除在采集过程中由低频、工频和高频引入的干扰。采用改进的自适应双阈值法检测 R 波,并进行误检及漏检验证,提高 R 波检测的准确率,与同类识别算法相比,改进算法 R 波识别率提高了 0.2%。使用区间峰值法确定前 100 个心动周期内的 P 波、T 波位置,然后通过分布计算法对后续心电信号匹配,实现对 P 波及 T 波位置的快速定位。最终使用 MIT-BIH 数据库及采集心电的信号,对算法进行仿真与实验,验证所提出的方法的稳定性。

该算法运算量小,易于在嵌入式设备中实现。同时也可以应用于肌电信号、脑电信号或脉搏信号等生理信号的处理中,将多种信号进行信息互补和优化组合处理,加以自动分析并融合到体外反搏装置中,完成所需要的动作决策,以达到更好的临床使用效果,对心血管类疾病临床诊断和治疗具有十分重要的意义。

参考文献

- [1] RAZA A, STEINBERG K, TARTAGLIA J, et al. Enhanced external counterpulsation therapy: Past, present, and future[J]. *Cardiology in Review*, 2017, 25(2): 59-67.
- [2] ZHANG Y, MAI Z, DU J, et al. Acute effect of enhanced external counterpulsation on the carotid hemodynamic parameters in patients with high cardiovascular risk factors[J]. *Frontiers in Physiology*, 2021: 874.
- [3] MICHAELS A D, RAISINGHANI A, SORAN O, et al. The effects of enhanced external counterpulsation on myocardial perfusion in patients with stable angina: A multicenter radionuclide study [J]. *American Heart Journal*, 2005, 150(5): 1066-1073.
- [4] TIAN S, PAN W, PENG J, et al. Hemodynamic responses in carotid bifurcation induced by enhanced external counterpulsation stimulation in healthy controls and patients with neurological disorders[J]. *Frontiers in Physiology*, 2021: 1281.
- [5] 刘光达,周葛,董梦坤,等. 基于 FFNN 和 ID-CNN 的实时心律失常诊断系统与算法[J]. *电子测量与仪器学报*, 2021, 35(3): 35-42.
LIU G D, ZHOU G, DONG M K, et al. Real-time arrhythmia diagnosis system and algorithm based on FFNN and ID-CNN [J]. *Journal of Electronic Measurement and Instrumentation*, 2021, 35(3): 35-42.
- [6] 李国权,李必禄,林金朝,等. 基于改进 EWT 的心电信号基线校正算法[J]. *仪器仪表学报*, 2020, 41(4): 156-166.
LI G Q, LI B L, LIN J ZH, et al. Baseline correction algorithm for ECG signal based on improved EWT[J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2020, 41(4): 156-166.
- [7] NAYAK C, SAHA S K, KAR R, et al. An efficient QRS complex detection using optimally designed digital differentiator [J]. *Circuits, Systems, and Signal Processing*, 2019, 38(2): 716-749.
- [8] 付林军,王凤随,刘正男. 改进自适应 CEEMD 方法在心电信号去噪中的应用[J]. *电子测量与仪器学报*, 2020, 34(4): 50-57.
FU L J, WANG F S, LIU ZH N. Application of improved adaptive CEEMD method in denoising of ECG signals[J]. *Journal of Electronic Measurement and Instrumentation*, 2020, 34(4): 50-57.
- [9] ZHANG Z, LI Z, LI Z, et al. An improved real-time r-wave detection efficient algorithm in exercise ecg signal analysis[J]. *Journal of Healthcare Engineering*, 2020, 2020.
- [10] MERAH M, ABDELMALIK T A, LARBI B H. R-peaks detection based on stationary wavelet transform [J]. *Computer Methods and Programs in Biomedicine*, 2015, 121(3): 149-460.
- [11] LU L, YAN J, DE SILVA C W. Feature selection for ECG signal processing using improved genetic algorithm and empirical mode decomposition [J]. *Measurement*, 2016, 94: 372-381.
- [12] COSTA R, WINKERT T, MANHAES A, et al. QRS peaks, P and T waves identification in ECG [J]. *Procedia Computer Science*, 2021, 181: 957-964.
- [13] 熊鹏,刘学朋,杜海曼,等. 基于平稳和连续小波变换融合算法的心电信号 P, T 波检测[J]. *电子与信息学报*, 2021, 43(5): 1441-1447.
XIONG P, LIU X P, DU H M, et al. Detection of ECG signal P and T wave based on stationary and continuous wavelet transform fusion[J]. *Journal of Electronics and Information Technology*, 2021, 43(5): 1441-1447.
- [14] YADAV S, SAHA S K, KAR R, et al. Optimized adaptive noise canceller for denoising cardiovascular signal using SOS algorithm [J]. *Biomedical Signal Processing and Control*, 2021, 69: 102830.
- [15] REN A, DU Z, LI J, et al. Adaptive interference

- cancellation of ECG signals[J]. *Sensors*, 2017, 17(5): 942.
- [16] 冯宝亮, 史斌君, 左国坤, 等. 基于图案化柔性织物电极的非接触式多体位睡眠心电图监测系统[J]. *仪器仪表学报*, 2021, 42(7): 126-134.
FENG B L, SHI B J, ZUO G K, et al. A non-contact multi-positional sleeping ECG monitoring system based on patterned flexible fabric electrodes[J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2021, 42(7): 126-134.
- [17] SHARMA R R, PACHORI R B. Baseline wander and power line interference removal from ECG signals using eigenvalue decomposition [J]. *Biomedical Signal Processing and Control*, 2018, 45: 33-49.
- [18] LIN Y D, TAN Y K, TIAN B. A novel approach for decomposition of biomedical signals in different applications based on data-adaptive gaussian average filtering[J]. *Biomedical Signal Processing and Control*, 2022, 71: 103104.
- [19] SALIH S K, ALJUNID S A, ALJUNID S M, et al. Adaptive filtering approach for denoising electrocardiogram signal using moving average filter[J]. *Journal of Medical Imaging and Health Informatics*, 2015, 5(5): 1065-1069.
- [20] MOUSAVI S, AFGHAH F, KHADEM F, et al. ECG language processing (ELP): A new technique to analyze ECG signals[J]. *Computer Methods and Programs in Biomedicine*, 2021, 202: 105959.
- [21] 姚晰童, 代煜, 张建勋, 等. 陡脉干扰下的心电信号滤波及 QRS 提取[J]. *工程科学学报*, 2020, 42(5): 654-662.
YAO X T, DAI Y, ZHANG J X, et al. ECG filtering and QRS extraction under steep pulse interference[J]. *Chinese Journal of Engineering*, 2020, 42(5): 654-662.
- [22] ELGENDI M, MEO M, ABBOTT D. A proof-of concept study: Simple and effective detection of P and T waves in arrhythmic ECG signals [J]. *Bioengineering*, 2016, 3(4): 26.
- [23] PEIMANKAR A, PUTHUSSERYPADY S. DENS-ECG: A deep learning approach for ECG signal delineation[J]. *Expert Systems with Applications*, 2021, 165: 113911.

作者简介



苏鹏, 2011 年于北方工业大学获得硕士学位, 2016 年于北京航空航天大学获得博士学位, 2020 年民政部国家康复辅具研究中心博士后出站, 现为北京信息科技大学机电工程学院副教授、硕士生导师, 主要研究方向为医疗机器人技术、康复辅具技术等。

E-mail: supeng@bistu.edu.cn

Su Peng received his M. Sc. degree from North China University of Technology in 2011, and receive his Ph. D. degree from Beihang University in 2016. He finished his post-doctoral from Ministry of Civil Affairs national Rehabilitation AIDS Research Center in 2020. He is currently an associate professor and a master advisor in the School of Mechanical and Electrical Engineering at Beijing Information Science and Technology University. His main research interests include medical robot technology and rehabilitation accessory technology.



王美淳, 2020 年于延边大学获得学士学位, 现为北京信息科技大学硕士研究生, 主要研究方向为生物信号信息处理, 多源信息融合技术。

E-mail: wmc1832@163.com

Wang Meichun received her B. Sc. degree from Yanbian University in 2020. She is currently a master student at Beijing Information Science and Technology University. Her main research interests include biological signal information processing, multi-source information fusion technology.



张雷雨(通信作者), 分别于 2012 年和 2016 年获得北京航空航天大学硕士、博士学位, 现为北京工业大学材料与制造学部副教授、硕士生导师, 主要研究方向上肢康复外骨骼技术、下肢柔性助力和机器人技术等。

E-mail: zhangleiyu@bjut.edu.cn

Zhang Lei (Corresponding author) received his M. Sc. degree and Ph. D. degree both from Beihang University in 2012 and 2016, respectively. He is currently an associate professor and a master advisor in Beijing Key Laboratory of Advanced Manufacturing Technology at Beijing University of Technology. His main research interests include upper limb rehabilitation exoskeleton technology, lower limb flexible assist and robot technology.