

引用格式:赵恺, 晏炜宏, 李永福. 基于局部方差的 QRS 波群和 R 峰检测算法[J]. 微电子学与计算机, 2021, 38(2): 1-6.
[ZHAO K, YAN W H, LI Y F. An accurate QRS detection and R peak location algorithm based on local derivative[J]. Microelectronics & Computer, 2021, 38(2): 1-6.]

基于局部方差的 QRS 波群和 R 峰检测算法

赵 恺, 晏炜宏, 李永福

(上海交通大学 微纳电子学系, 上海 200240)

摘 要: 在与心电图相关的前沿应用中, 需要获得心电图 QRS 波群和 R 峰的准确位置, 但现有的 QRS 波群检测算法在干扰条件下准确度不足. 针对这个问题, 提出了一种能准确检测 QRS 波群和 R 峰的方法. 该方法先使用一种基于局部方差的非线性变换对心电图中的 QRS 波群进行增强, 然后基于已被检测到的 QRS 波群的信息来设置动态阈值找出新的 QRS 波群, 最后, 一种准确的 R 峰识别方法被用来找到 R 峰的位置. 相对于现有的算法, 该算法在多个开源心电数据库上达到了较高的性能, 并对 QT 数据库达到 99.98% 的灵敏度, 99.94% 的真阳率, 和 0.08% 的误检率.

关键词: 心电图; QRS 波群; R 峰; 准确度; 开源数据库

中图分类号: R540.4; TN911.72

文献标识码: A

文章编号: 1000-7180(2021)02-0001-06

An accurate QRS detection and R peak location algorithm based on local derivative

ZHAO Kai, YAN Wei-hong, LI Yong-fu

(Department of micro/nano electronics, Shanghai Jiao Tong University, Shanghai 200240, China)

Abstract: Advanced electrocardiogram analytic applications, such as heart rate variability analysis, generally require accurate detection of R peaks and QRS complexes, simultaneously, but the existing methods are not accurate enough under interference. To address the problem, we propose a method to detect the accurate positions of QRS complexes and R peaks. The proposed algorithm begins with a non-linear transformation to enhance QRS complexes in electrocardiogram signal, and dynamic thresholds are calculated based on the detected QRS complexes to detect the new QRS complexes, and finally, an accurate R-peak identifier function is used to locate R peaks. Compared with the existing algorithms, the proposed algorithm achieves a better performance on several open-source electrocardiogram databases. It achieves 99.98% sensitivity, 99.94% positive predictivity and 0.08% detection error rate on QT Database.

Key words: electrocardiogram; QRS complex; R peak; accuracy; open-source databases

1 引言

QRS 波群检测是多种心电图 (Electrocardiogram, ECG) 相关的应用中的基本步骤, 包括心率变异性分析^[1], 心律失常检测^[2], 心拍分类^[3], 和生物

特征识别^[4]等. 这些应用都需要 QRS 波群和 R 峰的准确位置. 因此, QRS 波群检测算法的准确度尤为重要.

R 峰是 QRS 波群中幅度最大的峰, 因此 QRS 波群检测也可归结为 R 峰检测, 而 ECG 中的噪声

和 T 波会成为 QRS 波群检测算法的干扰. 因此, QRS 波群检测算法通常先用滤波器抑制噪声, 并采用非线性变换对 QRS 波群进行增强, 然后设置门限阈值来检测 R 峰. 经典的 QRS 波群检测算法^[5]的非线性变换通过求滑动窗口内的斜率平均值进行, 在噪声干扰下效果较差. 而算法^[6]求滑动窗口内的最大和最小值的差实现非线性变换, 但此方法会同时增强 ECG 中幅度较大的干扰(如高尖 T 波), 使 QRS 波群难以被正确识别.

本文提出了一种准确的 QRS 波群和 R 峰检测算法. 本算法采用一种基于 ECG 信号局部方差的非线性变换有效地抑制了干扰, 并配合一系列动态的检测方法寻找 R 峰. 在六个来自 PhysioNet^[7]的开源的 ECG 数据库^[8-13]上的实验表明, 本算法在不同种类的心律不齐和噪声条件下都有较高的性能.

2 QRS-AR 算法

如图 1 所示, 本文提出了一种实时的 QRS 波群检测算法, 称为 QRS-AR. 本算法首先使用一种能有效地增强 QRS 波群的非线性变换对经过预处理的 ECG 信号进行增强. “峰值预选”算法被用来从增强后的 ECG 信号中找出相对明显的峰来作为 R 峰的候选, 称为“待定峰”. 由于心律不齐的 ECG 信号中的情况复杂, 一种指数衰减的动态阈值设置方法被用来从增强后的 ECG 信号中找出 R 峰. 基于增强后的 ECG 信号中的 R 峰的位置, “R 峰识别”算法可以从未增强的 ECG 信号中找到准确的 R 峰位置, 而“R 峰校验”算法会再次检查找出的 R 峰的正确性. 最后, 一种被称为“漏检纠正”的向后搜索算法被用来找出可能被遗漏的 R 峰.

为方便叙述, 本算法中的时间参数都根据采样频率自动转化为采样点数.

2.1 预处理

原始的 ECG 信号中常见的噪声干扰主要包括工频干扰(50 Hz 或 60 Hz)和基线漂移(0.15~0.30 Hz), 因此本文使用一个 3 阶的 Butterworth 带通滤波器来对 ECG 信号进行预处理, 其截止频率 f_1 和 f_2 将基于数据库 MITDB^[8]进行优化. 下文用符号 $x[n]$ 表示预处理后的 ECG 信号在时间点 n 上的幅度值.

2.2 QRS 波群增强

经过滤波的 ECG 中通常还存在两类干扰, 包括频率与 ECG 的主要频率成分接近的噪声(如图 2(a)), 和高尖的 T 波(如图 2(d)). 这些干扰可能会被 QRS 波群检测算法误认为是 R 峰. 因此, 一类非

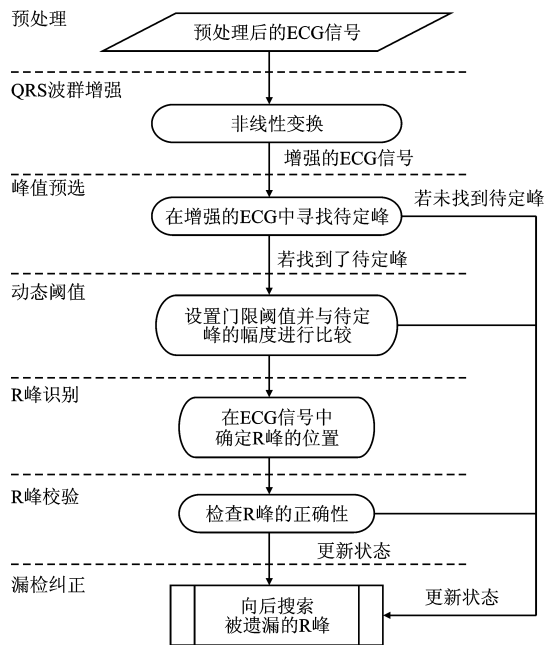
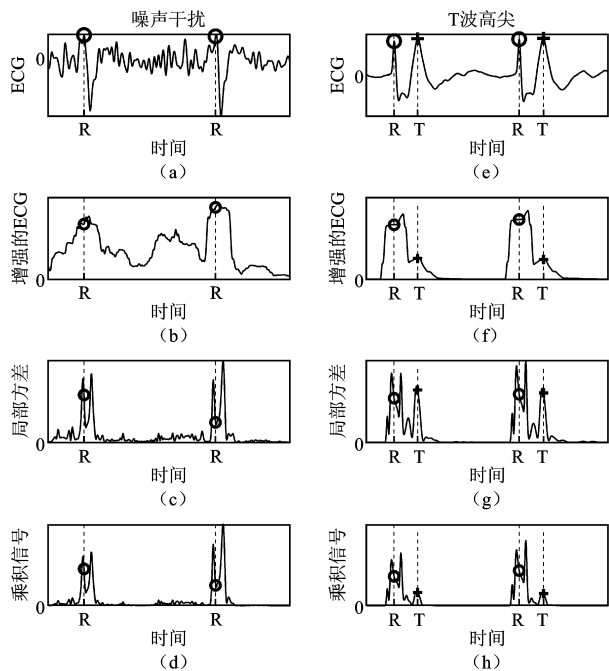


图 1 本文提出的 QRS-AR 算法的流程图

线性变换^[5]通常被用来增强 ECG 信号中的 QRS 波群并抑制干扰, 它通过求 ECG 信号在一个滑动窗口内的斜率平均值实现. 这种非线性变换利用了 ECG 信号在 QRS 波群附近变化快、斜率大的特点, 但因为噪声信号(图 2(a))同样具有此特点, 所以用非线性变换^[5]增强后的 ECG 信号(图 2(b))的 R 峰幅度与噪声幅度差异很小, 这给 QRS 波群检测带来了困难. 为了解决这一问题, 本文首先考虑使用一个 ECG 信号上的滑动窗口计算窗口内的方差, 称为“局部方差”信号. 从图 2 中容易看出, 通过将噪声干扰的 ECG 信号(图 2(a))转化为局部方差信号(图 2(c)), 噪声得到了有效的抑制. 然而, 文献[5]方法对高尖 T 波(图 2(d))的抑制效果优于局部方差信号(图 2(f)). 为了同时抑制图 2 的两类干扰, 本文提出一种新的非线性变换方法来增强 ECG 信号, 该方法通过求非线性变换^[5]和局部方差在每个时间点上的乘积信号来实现, 结果如图 2(d)和(h)所示.

具体地, 本文提出的非线性变换使用一个半径为 W 的滑动窗口来收集 ECG 信号中的斜率和局部方差, 其中窗的宽度 $2W+1$ 将在 0.06~0.10 秒的范围内进行优化, 即 QRS 波群的持续时长. 将(预处理后的)ECG 信号记作 x , 则增强后的 ECG 在第 n 个时间点上的幅度值为:

$$y[n] = \frac{\text{var}(x[n-W:n+W])}{2W+1} \cdot \sum_{i=n-2W}^{n+2W} (x'[i])^2 \quad (1)$$



(a)和(d)是来自数据库 MITDB^[8]的

记录 104 的两段 ECG 信号。

(b)和(c)分别是(a)被文献[5]方法增强后的 ECG 信号和局部方差信号,

(e)和(f)分别是(b)被文献[5]方法增强后的 ECG 信号和局部方差信号。

(d)和(h)分别表示(b)和(c)、(f)和(g)的乘积信号。

图2 预处理后的 ECG 中存在的两类干扰

式中,冒号操作符被用来表示一个数组或向量,定义为 $x[a:b] = [x[a], x[a+1], \dots, x[b]]$; 符号 var 表示计算方差;而 $x'[i]$ 表示第 i 个时间点上 ECG 信号的斜率,用下面的五点数值微分公式计算:

$$x'[i] = [-1/12, 8/12, 0, -8/12, 1/12]^T \cdot x[i-2:i+2] \quad (2)$$

从图 2(d)和(h)可看出,本文提出的预处理方法能有效地抑制 ECG 中的两类干扰。然而,ECG 中存在的心律不齐依然是 QRS 波群检测的难点。因此,下文提出“峰值预选”和“动态阈值”算法来从增强的 ECG 信号中找出 R 峰。

2.3 峰值预选

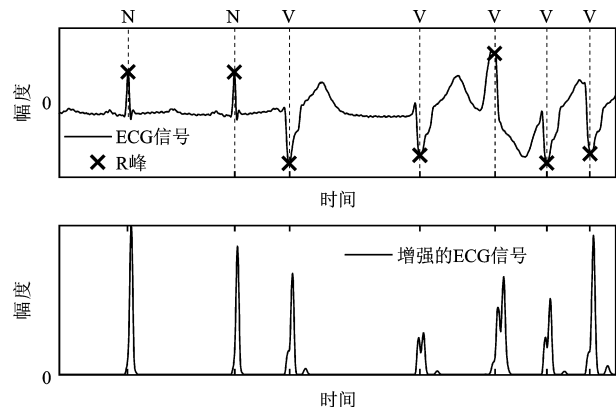
“峰值预选”算法来被用来选出增强后的 ECG 中较突出的峰,称为“待定峰”。后续的算法将仅从待定峰中寻找 R 峰,以节约计算量。

对于增强后的 ECG 在时间点 n 上的幅度值 $y[n]$,若在与 n 的时间差不大于 L_{pre} 的那些时间点上的幅度值都不超过 $y[n]$,“峰值预选”算法就将 $y[n]$ 视为一个待定峰,并传递给后续算法“动态阈值”。为了增强算法的稳定性,将要传递给“动态阈

值”算法的待定峰的幅度 $y[n]$ 会被 $\min\{y[n], A_{\max}\}$ 代替,其中的参数 $A_{\max}$ 将在 MITDB 上进行优化。

2.4 动态阈值

“动态阈值”算法为每个由“峰值预选”算法检测到的待定峰 $y[n]$ 设置一个阈值 T_1 ,并将满足 $y[n] > T_1$ 的那些待定峰视为 R 峰,其他的待定峰视为噪声峰。



“N”和“V”分别表示正常和室性早搏的 R 峰。

图3 来自 MITDB 的记录 205 中的一段心律不齐的 ECG

ECG 中的 R 峰幅度、噪声状况和 RR 间期的长度会随时间而发生改变,这一现象在心律不齐的 ECG 中尤为明显,如图 3 所示。因此,“动态阈值”算法为每个待定峰设置门限阈值时,应该参考 R 峰幅度的预测值 E_R ,噪声峰幅度的预测值 E_N ,和 RR 间期的预测值 L_{RR} 。“动态阈值”算法会在 QRS-AR 算法初始化阶段将预测值 E_R 、 E_N 和 L_{RR} 初始化,并根据最新检测到的 R 峰或噪声峰对其进行更新。每当增强的 ECG 信号中有幅度为 A_0 的噪声峰被检测到时, E_N 就被更新为 $(\frac{7}{8})E_N + (\frac{1}{8})A_0$ 。而每当增强后的 ECG 信号中有幅度为 A_0 的 R 峰被检测到时, E_R 就被更新为 $\min\{(\frac{7}{8})E_R + (\frac{1}{8})A_0, (\frac{17}{16})E_R\}$ 。RR 间期的估计值 L_{RR} 等于最近被检测到的八个 RR 间期的平均时长。

从图 3 可以看出,在心律不齐的 ECG 被增强后,其 R 峰的幅度和 RR 间期依然急剧变化。而从图 2(h) 可以看出,与上一个 R 峰间隔较小的那些待定峰有较大的可能是高尖 T 波而非 R 峰。因此,对任何一个待定峰所设置的动态阈值 T_1 都应当依赖于该待定峰和前一个 R 峰之间的时间差 Δt ,并且 T_1 的取值应该随 Δt 的增大而减小。

根据初步实验,当阈值 T_1 的取值随当前待定峰

和上一个 R 峰之间的时间差 Δt 的平方增大而指数衰减时, QRS-AR 算法在 MITDB 上的性能最优. 为避免阈值 T_1 将幅度过低的峰误判为 R 峰, 需为 T_1 设一个下界, 记为 $T_{\text{low}} = E_N + \left(\frac{1}{64}\right)(E_R - E_N)$. 然后, 阈值 T_1 按下式计算:

$$T_1(\Delta t) = T_{\text{low}} + (E_R - T_{\text{low}}) \cdot \exp\left(-\left|\frac{\Delta t}{\sigma \cdot L_{RR}}\right|^2\right) \quad (3)$$

式中, σ 是一个调节阈值 T_1 随 Δt 衰减速率的常数参数, 在 MITDB 上进行优化.

2.5 R 峰识别

“峰值预选”和“双边阈值”算法已经能在增强的 ECG 上标出 R 峰. 然而, 增强的 ECG 中的 R 峰未必与 ECG 信号中的 R 峰在时间上对齐, 因此本文提出一种“R 峰识别”算法来根据增强的 ECG 中的 R 峰找出 ECG 信号中的 R 峰的确切位置.

每当增强的 ECG 上有 R 峰, 记作 $y[n_s]$, 被检测到时, 该 R 峰出现的时间点 n_s 对应的 ECG 信号中的点 $x[n_s]$ 就会被视为“R 峰识别”算法的起始点. 该起始点通常位于 ECG 信号的一个斜坡上, 该斜坡的“坡顶”和“坡底”两个点中的任何一个若位于一个窗口 $[n_s - F_l, n_s + F_l]$ 内时, 就会被视为 R 峰的候选点, 其中的常数参数 F_l 和 F_r 在 MITDB 上进行优化. 若在该窗口内没有找到候选点, 就直接将起始点视为 R 峰以保证算法的鲁棒性, 否则“R 峰识别”算法将判断两个候选点中的哪一个是 R 峰.

“R 峰识别”算法使用下式对每个候选点计算“得分”来衡量该候选点是 R 峰的可能性, 并将得分最高的候选点视为 R 峰:

$$\text{Score}(n_c, n_s) = \begin{cases} \left| \frac{x[n_c]}{(n_s - n_c)} \right|, & n_c \neq n_s \\ +\infty, & n_s = n_c \end{cases} \quad (4)$$

式中, n_c 表示该候选点的时间.

2.6 R 峰校验

前文提出的“动态阈值”算法仅利用了增强的 ECG 上的参数来检测 R 峰, 然后调用“R 峰识别”算法在 ECG 信号上标出 R 峰的确切位置. 因此, 有必要利用 ECG 信号上的参数对这样确定的 R 峰的正确性进行校验.

对于每个用“动态阈值”算法和“R 峰识别”算法在 ECG 信号上标记的 R 峰, 记作 $x[n_{\text{new}}]$, “R 峰校验”算法首先检验它与 ECG 信号上的前一个被标记的 R 峰, 记作 $x[n_{\text{last}}]$, 之间的时间差, $n_{\text{new}} - n_{\text{last}}$. 若

此时间差超过 0.4 秒, 则认为该 R 峰是被正确识别的, 否则需要检验 $x[n_{\text{new}}]$ 是否是一个被误判为 R 峰的高尖 T 波. 比较图 2(a) 和 (e), 可以看出高尖 T 波的峰附近的斜率的绝对值要显著低于 R 峰. 因此, “R 峰校验”算法将窗口 $[n_{\text{new}} - F_l, n_{\text{new}} + F_r]$ 内的 ECG 信号的均方斜率, 记作 S_{new} , 与窗口 $[n_{\text{last}} - F_l, n_{\text{last}} + F_r]$ 内的均方斜率的一半, 记作 $\frac{S_{\text{last}}}{2}$, 进行比较. 若比较的结果是 $S_{\text{new}} \geq \frac{S_{\text{last}}}{2}$, 则将 $x[n_{\text{new}}]$ 最终确定为 R 峰, 否则认为它可能是高尖 T 波并将其重新视作噪声峰. 此处斜率的计算方法同式(2).

2.7 漏检纠正

“漏检纠正”算法被用来寻找被“动态阈值”和“R 峰校验”算法遗漏的 R 峰, 它基于一个计时器 $\text{Time } r_R$, 和一个动态设置的向后搜索阈值 T_2 . 其中, 计时器 $\text{Time } r_R$ 的计时值被设置为恒等于当前时间点 n 与前一个在 ECG 信号上被 QRS-AR 算法检测出的 R 峰的时间点 n_{last} . 每当 ECG 信号上有新的 R 峰被 QRS-AR 算法检测出时, “漏检纠正”算法就将阈值 T_2 重置为“动态阈值”算法中的 T_{low} 的一半. 另外, “漏检纠正”算法总是将介于时间点 n 与 n_{last} 之间的最大的待定峰作为可能被遗漏的 R 峰而保存下来, 记作 $y[n_{\text{miss}}]$. 当 R 峰幅度的预测值 E_R 小于噪声峰幅度的预测值 E_N 的 64 倍时, ECG 信号被认为受到了比较严重的干扰, 这时“漏检纠正”算法会被激活, 并根据 $\text{Time } r_R$ 当前的计时值采取相应的操作.

“漏检纠正”激活时会根据两个时间阈值进行操作, 记作 $L_0 = 0.66 \cdot L_{RR}$ 和 $L_1 = 1.66 \cdot L_{RR}$, 其中 L_{RR} 是 RR 间期的估计值(参见章节 2.4). 若同时满足三个条件 $\text{Time } r_R > L_1$, $n_{\text{miss}} - n_{\text{last}} > L_0$, 和 $y[n_{\text{miss}}] > T_2$, “漏检纠正”算法就将该待定峰 $y[n_{\text{miss}}]$ 视为 R 峰, 并调用“R 峰识别”算法在 ECG 信号上标记出 R 峰的确切位置. 由于这样标出的 R 峰通常处在一个较弱的心拍(QRS 波群)中, 所以不需要经过“R 峰校验”算法检验. 考虑到被遗漏 R 峰可能幅度极小, 阈值 T_2 会在 $\text{Time } r_R$ 的计时值超过时间阈值 L_1 后的每个新的时间点到来时按照相同的比例快速降低. 该比例被设置为使 T_2 在经过 L_{RR} 的时长以后降低为初始值的 1/8.

2.8 初始化

QRS-AR 算法中的三个估计值 E_R , E_N 和 L_{RR} 需要根据最初几秒内 ECG 信号的特征进行初始化. R

峰幅度的估计值 E_R 被初始化为增强的 ECG 信号在初始 1.5 秒内的幅度最大值. 为了与“峰值预选”算法保持一致,当 E_R 的初始化值超过参数 $A_{\max}$ 时,则用 $A_{\max}$ 代替之. 噪声幅度的估计值 E_N 被初始化为 E_R 的一半. 由于健康人的心率约为 80 次 / 分钟,RR 间期的估计值 L_{RR} 被初始化为 0.75 秒.

3 实验与讨论

本文中使用了六个来自 PhysioNet^[7] 的心电数据库^[8-13] 的第一个导联的数据来分析和测试所提出的 QRS 波群检测算法,包括 MITDB^[8], QTDB^[9], NSTDB^[10], TWADB^[11], SVDB^[12], FANTASIADB^[13]. 这些数据库分别有着不同的采样频率、分辨率和噪声条件. 其中,MITDB 被用来对算法中涉及的部分常数参数进行优化,而剩余的五个数据库被用来对优化后的算法进行测试.

3.1 评估标准

三种在 QRS 波群检测算法中通用的评估标准被用来评估本文提出的 QRS-AR 算法并与前沿算法进行比较,定义如下.

定义 1:(灵敏度, Se) $Se = \frac{TP}{TP + FN}$

定义 2:(真阳率, $+P$) $+P = \frac{TP}{TP + FP}$

定义 3:(误检率, DE) $DE = \frac{FP + FN}{TP + FN}$

式中, TP 表示被正确检测出的 QRS 波群的个数; FN 表示被误判为噪声峰的 QRS 波群的个数; FP 表示被误判为 QRS 波群的噪声峰个数.

3.2 参数优化

QRS-AR 算法中共有八个参数在 MITDB 上进行优化. 优化采取固定步长的最速下降法,以在 MITDB 上达到最低的误检率 DE 为目标展开. 值得注意的是优化后的 DE 对步长的选取并不敏感. 优化得到的参数值为: $f_1 = 3\text{ Hz}$, $f_2 = 25\text{ Hz}$, $W = 45\text{ ms}$, $A_{\max} = 1.25\text{ mV}^2$, $L_{\text{pre}} = 250\text{ ms}$, $\sigma = 300\text{ ms}$, $F_l = 80\text{ ms}$ 和 $F_r = 60\text{ ms}$.

3.3 实验结果

本文利用 MATLAB R2018b 复现了前沿算法^[5] 与 QRS-AR 算法进行公平比较并将结果列于表 1,实验中没有人为排除数据库中的任何 ECG 片段. 值得注意的是,文献[6]排除了数据库 MITDB 的记录 207 中严重心律不齐的 ECG 片段(心室扑动),本文若用同样的方式从 MITDB 中排除 ECG 片段,获得的灵敏度和真阳率(表 1 的第四行)将远

高于文献[6]所报告的(表 1 的第五行).

相较于前沿文献[5],本文提出的 QRS-AR 算法在六个数据集中的五个上达到了更好的性能,包括更高的灵敏度 Se 和真阳率 $+P$,更低的误检率 DE . 值得注意的是在仅包含正常 ECG(无明显心律不齐)的 QTDB 和 FANTASIADB 上,QRS-AR 算法的误检率 DE 远低于文献[5]算法,这说明本文提出的非线性变换能有效地增强正常的 QRS 波群. 然而,在有强噪声污染的心律不齐数据库 NSTDB 上,QRS-AR 算法和文献[5]算法的误检率相对于在其他数据库上要高得多,说明 QRS 波群检测算法往往难以同时应对强噪声污染和心律不齐两种不利条件.

表 1 不同的 QRS 波群检测算法的性能比较

数据库	算法	心拍数	Se(%)	+P(%)	DE(%)
MITDB	QRS-AR	109 966	99.66	99.88	0.46
	文献[5]	109 966	99.13	99.63	1.24
	QRS-AR	109 809	99.71	99.91	0.38
QTDB	文献[6]	109 809	99.65	99.66	—
	QRS-AR	86 995	99.98	99.94	0.08
	文献[5]	86 995	99.54	99.68	0.77
NSTDB	文献[6]	86 435	99.87	99.91	—
	QRS-AR	25 590	96.94	88.11	16.15
	文献[5]	25 590	96.34	85.85	19.53
TWADB	QRS-AR	18 991	98.39	98.74	2.86
	文献[5]	18 991	96.94	98.21	4.83
SVDB	QRS-AR	184 583	99.76	99.59	0.65
	文献[5]	184 583	99.82	99.88	0.30
FANTA-S	QRS-AR	285 311	99.94	99.78	0.28
IADB	文献[5]	285 311	82.70	99.86	17.42

4 结束语

针对现有的 QRS 波群检测算法在不同干扰条件下的准确度不足,本文提出了一种新的 QRS 波群检测算法. 它使用了一种能有效地抑制不同种类的干扰的非线性变换对 QRS 波群进行增强,并配合动态的检测方法和“R 峰识别”算法找出 R 峰的准确位置. 相对于现有算法,本文提出的算法能在多个开源心电数据库上给出更准确的 QRS 波群. 本文提出的算法可作为心电图相关的应用中的基本步骤. 本文的实验中发现,QRS 波群检测算法往往很难同时应对 ECG 中的强噪声污染和心律不齐两种不利条件,如何克服这一问题还有待进一步研究.

参考文献:

- [1] KLEIGER R E, MILLER J P, BIGGER JR J T, et al. Decreased heart rate variability and its association with increased mortality after acute myocardial infarction[J]. The American Journal of Cardiology, 1987, 59(4): 256-262. DOI: 10.1016/0002-9149(87)90795-8.
- [2] THONG T, MCNAMES J, ABOY M, et al. Prediction of paroxysmal atrial fibrillation by analysis of atrial premature complexes[J]. IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 2004, 51(4): 561-569. DOI: 10.1109/TBME.2003.821030.
- [3] DE CHAZAL P, ODWYER M, REILLY R B. Automatic classification of heartbeats using ECG morphology and heartbeat interval features[J]. IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 2004, 51(7): 1196-1206. DOI: 10.1109/TBME.2004.827359.
- [4] KARIMIAN N, GUO Z M, TEHRANIPOOR M, et al. Highly reliable key generation from electrocardiogram (ECG)[J]. IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 2017, 64(6): 1400-1411. DOI: 10.1109/TBME.2016.2607020.
- [5] PAN J P, TOMPKINS W J. A real-time QRS detection algorithm[J]. IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 1985, BME-32(3): 230-236. DOI: 10.1109/TBME.1985.325532.
- [6] PANDIT D, ZHANG L, LIU C Y, et al. A light-weight QRS detector for single lead ECG signals using a max-min difference algorithm[J]. Computer Methods and Programs in Biomedicine, 2017, 144: 61-75. DOI: 10.1016/j.cmpb.2017.02.028.
- [7] GOLDBERGER A L, AMARAL L A N, GLASS L, et al. PhysioBank, PhysioToolkit, and PhysioNet: components of a new research resource for complex physiologic signals[J]. Circulation, 2000, 101(23): e215-e220. DOI: 10.1161/01.CIR.101.23.e215.
- [8] MOODY G B, MARK R G. The impact of the MIT-BIH arrhythmia database[J]. IEEE Engineering in Medicine and Biology Magazine, 2001, 20(3): 45-50. DOI: 10.1109/51.932724.
- [9] LAGUNA P, MARK R G, GOLDBERG A, et al. A database for evaluation of algorithms for measurement of QT and other waveform intervals in the ECG[C]//Proceedings of Computers in Cardiology 1997. Lund, Sweden: IEEE, 1997: 673-676. DOI: 10.1109/CIC.1997.648140.
- [10] MOODY G B, MULDROW W E, MARK R G. A noise stress test for arrhythmia detectors[J]. Computers in Cardiology, 1984, 11: 381-384.
- [11] MOODY G B. The physionet/computers in cardiology challenge 2008: T-wave alternans[C]//Proceedings of 2008 Computers in Cardiology. Bologna, Italy: IEEE, 2008: 505-508. DOI: 10.1109/CIC.2008.4749089.
- [12] GREENWALD S D, PATIL R S, MARK R G. Improved detection and classification of arrhythmias in noise-corrupted electrocardiograms using contextual information[C]//Proceedings of 1990 Computers in Cardiology. Chicago, IL, USA: IEEE, 1990: 461-464. DOI: 10.1109/CIC.1990.144257.
- [13] IYENGAR N, PENG C K, MORIN R, et al. Age-related alterations in the fractal scaling of cardiac interval dynamics[J]. American Journal of Physiology-Regulatory, Integrative and Comparative Physiology, 1996, 271(4): R1078-R1084. DOI: 10.1152/ajpregu.1996.271.4.R1078.

作者简介:

赵 恺 男,(1993-),硕士研究生.研究方向为数字信号处理、生物特征识别.

晏炜宏 男,(1999-),硕士研究生.研究方向为硬件加速器设计.

李永福(通讯作者) 男,(1984-),博士,副教授.研究方向为超低功耗可穿戴生物医学智能传感芯片、人工智能算法及应用. E-mail: yongfu_li@sjtu.edu.cn.