

DOI:10.11830/ISSN.1000-5013.202007026



心电信号的房颤自动识别算法

张明瑞, 万相奎, 陈瑞, 刘俊杰, 朱彬如

(湖北工业大学 太阳能高效利用及储能运行控制湖北省重点实验室, 湖北 武汉 430068)

摘要: 为提高房颤识别的准确率和效率,提出基于心电信号的房颤自动识别算法.首先,采用二阶差分阈值法对 R 波进行初筛;然后,引入指数移动平均的方法动态验证初选出的 R 波,通过整体上移心电图、结合一阶差分阈值和实时调整窗口时间的方法解决影响 R 波准确率的问题;最后,基于临床经验,提出 3 条判别规则,从而筛选出相应的房颤片段.实验结果表明:文中算法的阴性预测率和特异性分别可达 99.7% 和 99.8%,可有效帮助医生减少阅读量,提高工作效率和诊断准确率.

关键词: 心电信号; 房颤; 一阶差分阈值; 二阶差分阈值; 指数移动平均

中图分类号: TP 391.5 **文献标志码:** A **文章编号:** 1000-5013(2021)05-0670-06

Automatic Recognition Algorithm of Atrial Fibrillation Based on ECG

ZHANG Mingrui, WAN Xiangkui, CHEN Rui,
LIU Junjie, ZHU Binru

(Key Laboratory of High Efficiency Utilization and Energy Storage Operation Control of Hubei Province,
Hubei University of Technology, Wuhan 430068, China)

Abstract: In order to improve the accuracy and efficiency of atrial fibrillation recognition, an automatic atrial fibrillation algorithm based on an electrocardiosignal is proposed. Firstly, the second-order difference threshold method is used to preliminary screening the R-wave. Then, the method of exponential moving average is introduced to verify the initial R-wave dynamically. The problem affecting the accuracy of R-wave is solved by moving the electrocardiograph (ECG) as a whole, combining the first-order differential threshold and adjusting the real-time window. Finally, based on clinical experience, three criteria are proposed to screen out the corresponding atrial fibrillation fragments. The experimental results show that the negative predictive rate and specificity of the proposed algorithm can reach 99.7% and 99.8% respectively, which can effectively help doctors reduce the amount of reading, improve work efficiency and diagnostic accuracy.

Keywords: electrocardiosignal; atrial fibrillation; first-order differential threshold; second-order differential threshold; exponential moving average

心房颤动是临床最常见的心律失常之一^[1].我国现有的房颤患者已超过 1 000 万,发病率为 0.77% 左右,且随着人口老龄化的加剧,房颤在人群中发生的概率还会进一步提高^[2].临床医学研究表明,房颤在不同患者身上表现出的症状有所不同.有些患者会出现明显的不适,这给他们的家庭带来沉重的心理和经济负担;而另外一些患者则无明显的临床症状.当症状出现时,心血管往往已经发生了器质性的病

收稿日期: 2020-07-20

通信作者: 万相奎(1976-),男,教授,博士,主要从事生物医学信号处理的研究. E-mail: xkwan@hbut.edu.cn.

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(61571182)

变,从而导致心力衰竭、冠心病、卒中等严重的并发症,甚至导致死亡。

目前,国内外学者主要基于心房活动特征^[3]和 RR 间期特征^[4]对房颤识别算法展开深入研究。其中,基于心房活动特征的房颤自动识别算法准确率较低,主要原因有:1) 相较 QRS 波群和 T 波,f 波和 P 波的强度很弱,且受噪声影响较大,所以,在心电图中被准确检测的难度较大^[5];2) 房颤发生时,连续不规则的 f 波可能太过微弱,这会进一步加大检测难度,使准确率降低;3) 房颤发生时,f 波的频域段可能会与房室噪声的频域段重叠,若使用频域法,极易造成误诊。针对上述问题,不少学者采取基于 RR 间期的房颤自动识别算法,以达到提高准确率、降低误诊率的目的^[6]。但该方法不能有效地区分房颤和窦性心律,因此,很多研究会设置较宽的 RR 间期,这样又会对短时房颤不敏感,导致漏检。

崔永华等^[7]提出一种基于特征提取和多模板匹配的心律失常识别算法,将样本数据库的数据进行特征提取形成特征库,采取两级匹配模板将识别信号和模板库进行匹配,用 MIT-BIH 数据库验证算法的准确性,结果表明,算法的识别率达到 98.5%,不过对复杂的房颤信号检测结果并不理想。李坤阳等^[8]利用心电波形的数学形态及小波变换法,检测识别 QRS 波,提取 RR 间期及 QRS 波时限相关参数,利用逻辑树判断法进行分类,算法的准确率达到 94.2%,适用于动态心电图分析,但是如果 QRS 波形不具备典型特征,则其对房颤识别的准确性大大降低。Yeh 等^[9]使用线性判别分析(LDA)的方法诊断心律失常信号,识别分类左束支阻滞、右束支阻滞、室性期前收缩、房性期前收缩及正常窦性心拍,其识别分类的敏感度分别为 91.0%,95.0%,92.6%,84.7%,98.9%。差分阈值法的原理是将心电信号进行差分运算,然后,将差分结果与设定的阈值进行对比,若满足阈值条件,则可认为找到 R 波,由于心电信号幅度的变化,可能会导致误检。差分阈值法原理简单,能够有效抑制低频干扰,但对于高频信号敏感,抑制高频干扰的效果较差^[10]。

以上几种检测算法都是根据信号的波形形态结构特征实现的,优点是对不同波形结构特征的心电波形比较直观,缺点是对噪声干扰比较敏感、难以准确表征心电信号的波形变化、提取的信号特征较少、容易发生误判。基于此,本文提出一种基于心电信号(ECG)的房颤自动识别算法。

1 R 波识别

1.1 R 波识别算法

1.1.1 峰值检测 检测某段心电数据的峰值时,首先,使用二阶差分法计算该段数据的差分值并进行动态扫描,二阶差分值 ECG_Peak 的公式为

$$\text{ECG_Peak}(n,k)=x(n)-x(n-k)+x(n)-x(n+k), \tag{1}$$

式(1)中: n 表示第 n 个波峰; k 为采样点间隔,一般取值为 1。

用 PEAK 表示各样本点峰值参数 $\text{ECG_Peak}(n,k)$ 的最大值为

$$\text{PEAK}=\max(\text{ECG_Peak}(n,k)). \tag{2}$$

一般将 $\text{ECG_Peak}(n,1)\geq 0.5\text{ mV}$ 时的样本信号认定为心脏起搏器信号^[11],进行峰值检测时将其排除,避免其产生的干扰对 R 波的检测造成影响。

1.1.2 选取阈值 一般情况下,R 波是心电图中幅值最大的部分,但偶尔出现的大 T 波会对 R 波检测产生严重干扰,为了消除这种干扰,保证 R 波峰值检测的准确率,一般选取待检段内峰值参数最大值的 20%~40%作为触发点。将阈值设定为峰值参数最大值的 20%,25%,30%,35%和 40%计算所得的结果与 MIT-BIH 数据库提供的标准 R 波进行比较,得到阈值设定为峰值参数最大值的 30%时准确率最高,因此,选取该阈值作为起始触发点,再将初检出的备选 R 波存入 R 波位置数组中。

1.1.3 R 波验证 使用指数移动平均^[12]的方法实时验证 R 波,指数移动平均(EMA)可用公式表示为

$$\text{EMA_H}(i)=(1-k)\times(H(i)-1)^2+k\times\text{EMA_H}(i-1). \tag{3}$$

式(3)中: $H(i)$ 表示相邻 R 波幅值的差值, $H(i)=h(i+1)-h(i)$, $h(i)$ 为 R 波的幅值; $k=1-1/n_s$, n_s 为样本的数量, $\text{EMA_H}(1)=H(1)$ 。

验证 R 波是为了避免并排除多检和漏检情况,方法如下。

1) 若 $H(i)\geq 1.5\times\text{EMA_H}(i)$,说明区间 $[h(i-1),h(i)]$ 内有 R 波被漏检了。排除的方法是将原峰值参数的一半设定为新的阈值,然后在区间 $[h(i-1)+120,h(i)-280]$ 内作二阶差分,若计算结果满

足新的阈值条件,则认为此区间内幅值最大点为被漏检的 R 波。

2) 若 $H(i) \leq 0.4 \times \text{EMA}_H(i)$,说明区间 $[h(i-1), h(i)]$ 内有其他点被误检为 R 波. 排除的方法是比较 $\text{Value}_h(i)$ 与 $\text{Value}_h(i+1)$ 对应两点的信号幅值,并将低幅值删除。

R 波验证时,心动周期的个数一般选取 20~200 个. 将心动周期个数分别为 20,50,100,150 和 200 的检测结果进行比较,并选取与标准 R 波数最接近的作为最终检测结果。

1.1.4 选择窗口 心脏功能有一段总时长约为 300 ms 的不应期时间,为提高检测速度并最大限度地检测出 R 波,将该窗口时间设定为 280 ms. R 波检出示意图,如图 1 所示. 在实际的程序设计中,需重复如下步骤:1) 检索触发点,即心电图中超过所设定阈值的点;2) 检索从触发点开始往后的 120 ms,并将这个时间段内幅值最大的点作为待验证的 R 波;3) 使用指数移动平均的方法验证上一步中初检出的 R 波,排除误检 R 波的情况;4) 依据心脏功能不应期的原理,每确定一个 R 波,即从此位置开始通过一个窗口的时间,再检测下一个 R 波。

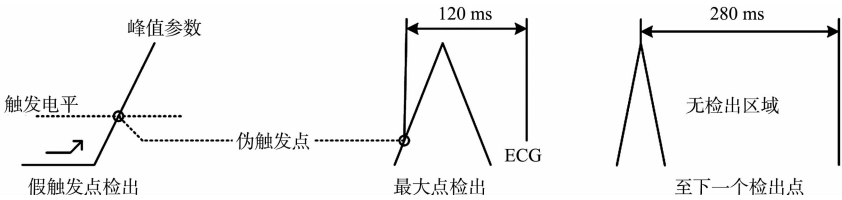


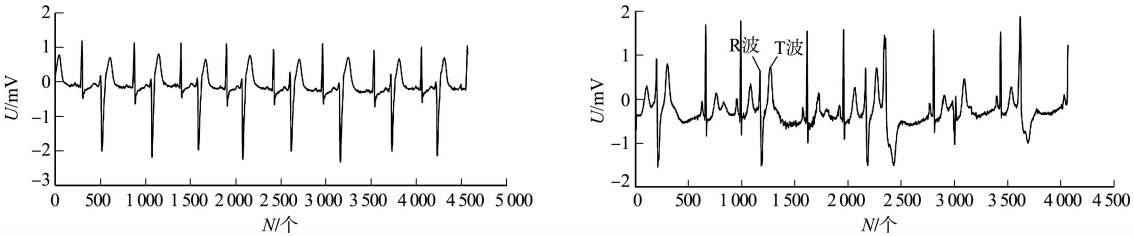
图 1 R 波检出示意图
Fig. 1 Schematic diagram of R-wave detection

1.2 R 波识别算法的改进

心电图片段,如图 2 所示. 图 2 中: U 为电压; N 为样点数。

图 2(a) 中: 负向的 S 波大于正向的 R 波. 使用 $\text{ECG_Peak}(n, k)$ 绝对值计算心电信号中的峰值参数最大值时,可能会出现很大的负向 S 波,其绝对值过大会导致检测不到 R 波. 所以,在计算最大值时,如果判断出 $\text{PEAK} < 0$,就将所有心电数据加一个 zero 值,即将心电信号整体向上平移,从而排除因基线漂移导致峰值参数为负数的情况,保证 R 波检测的准确性。

在检测 R 波的过程中,可能出现最多的情况就是大 T 波的出现(图 2(b)),图中标注的 R 波比 T 波小,会导致程序将 T 波误检为 R 波,但该片段上的 RR 间期比 EMA 的阈值小,所以这个点会被删除,造成该片段的 RR 间期变大. 为解决这个问题,在程序设计时,对该段作二阶差分并计算一阶差分值,将两条件相结合识别 R 波. 因为在心电图中 R 波是变化最剧烈的部分,且斜率也一般大于其他波,所以在待检区域内检测到满足一阶差分 and 二阶差分相应阈值的交叉点时,认为是 R 波所在的位置。



(a) 片段 1 (b) 片段 2

图 2 心电图片段
Fig. 2 Electrocardiogram segments

一个健康的人心率为 $60 \sim 100 \text{ 次} \cdot \text{min}^{-1}$,但房颤患者的心率会显著增大,可达 $200 \text{ 次} \cdot \text{min}^{-1}$. 若将窗口时间固定在 280 ms,则当心率大于 $210 \text{ 次} \cdot \text{min}^{-1}$ 时,会导致 R 波漏检. 当上述问题出现时,需在计算过程中实时调整窗口时间,将窗口时间调整为 200 ms。

2 房颤识别

2.1 房颤识别算法

基于 RR 间期比值法^[13]进行房颤识别研究,RR 间期比值的公式为

$$F(n)=\left|\frac{RR_n}{RR_n+RR_{n-1}}-\frac{1}{2}\right|.$$

(4)

式(4)中: $F(n)$ 表示房颤标识率.

RR 间期与房颤的权重关系^[14],如图 3 所示. 根据图 3 结合式(4),得到拐点、 $F(n)$ 和权重关系,如表 1 所示. 根据表 1 定义如下:

- 1) 当 $F(n)\in(0.02,0.15)$ 时,该样本是房颤样本的可能性很大;
- 2) 当 $F(n)<0.02$ 或 $F(n)>0.15$ 时,该样本是房颤样本的可能性很小.

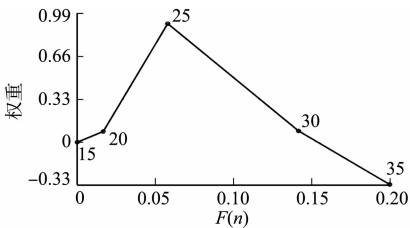


图 3 RR 间期与房颤的权重关系
Fig. 3 Weight relationship between RR interval and atrial fibrillation

表 1 拐点、 $F(n)$ 和权重关系
Tab. 1 Inflection point, $F(n)$ and weight relation

拐点	15	20	25	30	35
$F(n)$	0	0.020 6	0.064 2	0.142 7	0.200 0
权重	0	0.041 7	0.917 8	0.100 5	-0.300 0

2.2 房颤识别算法的改进

RR 间期比值法识别房颤的灵敏度超过 90%,阳性预测率超过 96%^[15]. 但该过程只是对房颤作了初步的判断,不能准确识别出房颤片段. 为进一步提高识别准确率,筛选有效的房颤片段,根据临床经验,设定以下 3 条判别规则.

- 1) 若连续两个 RR 间期的差值即 $\Delta RR>0.12$ s,则认为是心率不齐;否则,认为是心率匀齐.
- 2) 临床数据显示,房颤一般连续发生,且持续时间在 10 s 以上,因此,找出单个发生的心率不齐对临床指导意义不大. 为筛选出有临床指导意义的房颤片段,将房颤片段持续时间的阈值设置为 8 s.
- 3) 临床诊断中,医生最关注病人是否患有房颤和房颤所属类型^[13,16],从而设计对应的治疗方案,而房颤包含多少个心动周期对临床诊断和治疗意义都不大,这也是房颤识别不同于早搏之处.

2.3 房颤识别流程

首先,读取 MIT-BIH 心律失常数据库中的一个数据文件,确定 R 波位置,并计算 ΔRR 的个数 n . 然后,计算每个 ΔRR 的值,将小于 0.1 s 的置零. 接着,计算 ΔRR 为 0 的个数 m ,并判断 m 与 n 是否相等,若相等,说明该心电样本不包含房颤片段;若不等,则需进一步判断 m 是否为零. 若 m 为零,表示所有心动周期均不匀齐,该心电样本是持续性或永久性房颤的可能性很大;若 m 小于 n ,则应依据公式计算该心电样本的房颤标识率 $F(n)$. 若 $F(n)$ 的值不在设定的阈值范围内,则认为该心电样本不包含房颤片段;若 $F(n)$ 在设定的阈值范围内,则需进一步统计 ΔRR 连续不为 0 的个数 k . 若 $k>8(\text{时间})\times f$ (采样频率),则认为找到一个房颤片段;若 $k<8\times f$,则认为该片段不是房颤片段,并将其滤除.

2.4 实验结果

阴性预测率(NPV)反映检测结果为阴性受试者中真正未患病的比例,即排除非患者的能力. 特异性(SP)反映正确判断非病人的概率. NPV,SP 的表达式分别为

$$NPV=\frac{TN}{TN+FN}\times 100\%,$$

(5)

$$SP=\frac{TN}{TN+FP}\times 100\%.$$

(6)

式(5),(6)中:TN 表示正确检出的非房颤 R 波数;FP 表示误检的房颤 R 波数;FN 表示漏检的房颤 R 波数.

真实类别与决策类别的可能关系,如表 2 所示. 表 2 中:TP 表示正确检出的 R 波数.

实验数据来自 MIT-BIH 心律失常数据库中的 40 个心电样本数据,每个心电样本数据的持续

表 2 真实类别与决策类别的可能关系
Tab. 2 Possible relationship between real category and decision category

决策类别	真实类别	
	阳性(心电信号异常)	阴性(心电信号异常)
阳性	真阳性 TP	假阳性 FP
阴性	假阴性 FN	真阴性 TN

时长为 30 min 左右. 首先, 计算每个心电样本经临床验证后的房颤数; 然后, 与 MIT-BIH 数据库中提供的标准房颤数进行对比; 最后, 计算其对应的 NPV 和 SP. 房颤识别的实验数据, 如表 3 所示. 表 3 只展示了部分心电样本的实验结果, 其他未展示的心电样本阴性预测率和特异性均为 100%.

表 3 房颤识别的实验数据
Tab. 3 Experimental datas of atrial fibrillation recognition

数据库文件	检出 R 波数	实际 R 波数	正确 R 波数	误检数	漏检数	NPV/%	SP/%
106. dat	1 980	1 982	1 980	0	2	99. 9	100. 0
108. dat	1 864	1 841	1 821	43	20	98. 9	97. 7
111. dat	2 125	2 126	2 125	0	1	100. 0	100. 0
114. dat	1 880	1 880	1 878	2	2	99. 9	99. 9
119. dat	2 004	2 005	2 004	0	1	100. 0	100. 0
200. dat	2 612	2 615	2 610	2	5	99. 8	99. 9
202. dat	2 317	2 323	2 317	0	6	99. 7	100. 0
208. dat	2 867	2 881	2 861	6	20	99. 3	99. 8
210. dat	2 277	2 281	2 276	1	5	99. 8	100. 0
214. dat	2 274	2 274	2 273	1	1	100. 0	100. 0
217. dat	2 202	2 205	2 200	2	5	99. 8	99. 9
221. dat	2 543	2 548	2 543	0	5	99. 8	100. 0
222. dat	2 501	2 506	2 489	12	17	99. 3	99. 5
223. dat	2 593	2 595	2 593	0	2	99. 9	100. 0
233. dat	3 141	3 144	3 141	0	3	99. 9	100. 0

将文中算法与其他常用房颤识别算法^[17-18]对相同数据集检验的结果进行比较, 如表 4 所示. 由表 4 可知: 文中所提算法的阴性预测率和特异性均高于其他房颤识别算法.

在 Window 10, Intel core i7, 内存 16 GB 环境下, 房颤识别算法单份样本识别时间约为 22. 5 s, 对非房颤样本的预测准确率较高, 能够帮助临床医生减少阅读量, 即使对房颤样本的灵敏度较低, 仍然能检测出房颤片段, 不影响临床医生的后续诊断. 因为房颤样本中会出现大量偶发性的心率不齐片段, 经临床验证后, 这些持续时间不长且临床诊断意义不大的片段会被滤除掉, 导致检出的房颤数量减少.

3 结束语

针对差分阈值法可能导致 R 波多检或漏检的问题, 引入指数移动平均的方法对初选出的 R 波进行实时验证. 若 R 波所在的 RR 间期不在阈值范围内, 说明有多检或漏检的情况发生, 则需按照设定的方法将 R 波剔除或找回. 针对心电样本中多次出现单个心律不齐的问题, 首先, 采用 RR 间期比值法筛选出疑似房颤片段; 然后, 将小于 0. 1 s 的 Δ RR 间期认定为心率匀齐并置零, 筛选出持续时间大于 8 s 的房颤片段; 最后, 将房颤片段分类, 并将这些有临床指导意义的片段提交给临床医生判断. 改进后的房颤识别算法阴性预测率可达 99. 7%, 特异性可达 99. 8%, 单份样本识别时间约为 22. 5 s, 对非房颤样本的预测准确率较高, 能够帮助临床医生排除非房颤片段, 减少阅读量, 提高工作效率.

参考文献:

[1] 别立展, 赵丹丹. 心房颤动的流行病学研究现状及进展[J]. 现代生物医学进展, 2015, 15(13): 2562-2568. DOI: 10. 13241/j. cnki. pmb. 2015. 13. 044.

[2] 常爱娟. 2014 年度心房颤动病人发病及治疗情况调查研究[D]. 北京: 北京中医药大学, 2016.

[3] 刘明, 万慧华, 龚硕然, 等. 基于 RR 间期差的神经网络房颤检测[J]. 激光杂志, 2015(1): 90-93. DOI: 10. 14016/j. cnki. jgzz. 2015. 01. 090.

[4] 孟丹阳, 戴敏. 基于时域特征的房颤识别方法[J]. 天津理工大学学报, 2019, 35(4): 29-33. DOI: 10. 3969/j. issn.

- 1673-095X. 2019. 04. 007.
- [5] WANG Xiaojie, XIA Yunlong, HAN Xu, *et al.* GW28-e0546 QT measurement in the presence of atrial fibrillation; Minimizing the effects of RR fluctuation on QT interval[J]. Journal of the American College of Cardiology, 2017, 70(16): 118-125. DOI: 10.1016/j.jacc. 2017. 07. 419.
- [6] 钟高艳, 陆宏伟, 谷雪莲, 等. 基于体表心电图的房颤自动识别算法综述[J]. 北京生物医学工程, 2018, 37(5): 539-550. DOI: 10.3969/j. issn. 1002-3208. 2018. 05. 016.
- [7] 崔永华, 梁正友. 一种基于特征提取和多模板匹配的心律失常检测算法[J]. 广西科学院学报, 2012, 28(1): 7-10. DOI: 10.3969/j. issn. 1002-7378. 2012. 01. 004.
- [8] 李坤阳, 胡广书. 基于心电图分析的心率失常分类[J]. 清华大学学报(自然科学版), 2009, 49(3): 418-421.
- [9] YEH Y C, WANG W J, CHIOU C W. Cardiac arrhythmia diagnosis method using lineardiscriminant analysis on ECG signals[J]. Measurement, 2009, 42(5): 778-789. DOI: 10.1016/j. measurement. 2009. 01. 004.
- [10] 王海英, 王远远, 姚之琳. 心电信号 QRS 波检测算法的设计与仿真[J]. 哈尔滨理工大学学报, 2019, 24(4): 84-88. DOI: 10.15938/j. jhust. 2019. 04. 014.
- [11] 许迎新. 基于 MATLAB 的房颤自动识别[D]. 南京: 东南大学, 2012.
- [12] HAYNES D, CORNS S, VENAYAGAMOORTHY G K. An exponential moving average algorithm[C]// IEEE Congress on Evolutionary Computation. Brisbane: IEEE Press, 2012: 1-8. DOI: 10.1109/CEC. 2012. 6252962.
- [13] LI Yanjun, TANG Xiaoying, WANG Ancong, *et al.* Probability density distribution of delta RR intervals: A novel method for the detection of atrial fibrillation[J]. Australasian Physical and Engineering Sciences in Medicine, 2017, 40(3): 707-716. DOI: 10.1007/s13246-017-0554-2.
- [14] 张鑫. 基于心电图的房颤识别研究[D]. 秦皇岛: 燕山大学, 2018.
- [15] 刘明, 万慧华, 龚硕然, 等. 基于 RR 间期差的深神经网络房颤检测[J]. 激光杂志, 2015, 36(1): 90-93. DOI: 10.14016/j. cnki. jgzz. 2015. 01. 090.
- [16] 王凯, 杨枢, 李超. 一种基于 ECG 的多层共轭对称 Hadamard 特征变换的房颤异常信号分类方法[J]. 中国医学物理学杂志, 2019, 36(9): 1068-1073. DOI: 10.3969/j. issn. 1005-202X. 2019. 09. 014.
- [17] 黄超. 动态心电图中房颤自动检测算法研究及其临床应用[D]. 杭州: 浙江大学, 2013.
- [18] 赵文哲, 方滨, 沈毅, 等. 心电信号中 R 波检测方法的比较研究[J]. 生物医学工程学杂志, 2009, 26(1): 55-58.
- [19] TATENO K, CLASS L. Automatic detection of atrial fibrillation using the coefficient of variation and density histograms of RR and Δ RR intervals[J]. Medical and Biological Engineering and Computing, 2001, 39(6): 664-671. DOI: 10.1007/BF02345439.
- [20] TATENO K, CLASS L. Method for detection of atrial fibrillation using RR intervals[J]. Computers in Cardiology 2000, 27: 391-394, 858. DOI: 10.1109/CIC. 2000. 898539.

(责任编辑: 黄晓楠 英文审校: 吴逢铁)