

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2211662

## 心电图 ECG 信号自动检测特征提取方法研究进展\*

陈韬文<sup>1</sup> 宋家骏<sup>1</sup> 彭湘安<sup>2</sup> 刘桂雄<sup>1</sup>

(1.华南理工大学机械与汽车工程学院 广州 510640; 2.广东省珠海市质量计量监督检测所 珠海 519060)

**摘要:** 心电图特征参数特征提取技术是人体信号智能化检测领域研究热点之一。论文从差分阈值、模板匹配、小波变换、神经网络等多种特征提取法系统评述常见心电图特征参数自动化检测提取方法,阐述各种方法机理、主要研究方向及特点,总结分析指出各方法在不同应用场景下的优缺点。其中神经网络特征提取法准确性高、鲁棒性好,是心电图特征参数提取研究趋势及热点,后续可将神经网络深度学习、自学习与差分阈值、模板匹配、小波变换等特征提取方法相结合,实现更高要求的复杂心电图特征参数检测。

**关键词:** 自动化检测;心电图;特征提取;神经网络

**中图分类号:** TP391.4 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 460

## Overview of automatic detection method of ECG signal based on feature extraction

Chen Taowen<sup>1</sup> Song Jiajun<sup>1</sup> Peng Xiang'an<sup>2</sup> Liu Guixiong<sup>1</sup>

(1. School of Mechanical and Automotive Engineering, South China University of Technology, Guangzhou 510640, China;

2. Guangdong Zhuhai Supervision Testing Institute of Quality and Metrology, Zhuhai 519060, China)

**Abstract:** Electrocardiography (ECG) feature parameter extraction technology is one of the research hotspots in the field of human body signals intelligent detection. This paper systematically reviews the common automatic detection and extraction methods of ECG feature parameters, including differential threshold methods, template matching methods, wavelet transform methods, and neural network methods, and explains the mechanisms, characteristics and main application research directions of various methods, and analyzes the advantages and disadvantages of each method in different application scenarios. The neural network feature extraction method has high accuracy and good robustness, and it is the research trend and hot spot of ECG feature parameter extraction. In subsequent stages, deep learning and self-learning of neural network can be combined with differential threshold, template matching, wavelet transformation and other feature extraction methods to achieve higher requirements for complex ECG feature parameter detection.

**Keywords:** automatic detection; electrocardiography; feature extraction; neural network

## 0 引言

心电图(electrocardiography, ECG)信号指心脏电活动在体表的综合表现,是诊断心脏疾病、评价心脏功能的重要依据<sup>[1]</sup>。对心电图判断需要大量专业知识、专业技能,对 ECG 信号特征自动读取是自动化检测的关键和基础,这对于提高检测判断质量、效率以及减低操作人员需求具有重要意义。如心电图机作为国家强制检定的计量器具,相关检测机构需定期对其进行检定<sup>[2]</sup>,其中幅度-时间参数测量是检定中主要内容,根据 JJG 1041-2008《数字心电图检定

规程》要求,幅度-时间包括幅度、间期两类参数,被检心电图机所记录 ECG 仿真信号的幅度-时间参数需满足规程给出标称值<sup>[3]</sup>。导联是记录心电图电路连接方式,目前广泛采用标准 12 导联体系,幅度-时间参数测量可选择其中一个导联或一组导联,ECG 仿真信号导联 I 幅度-时间参数,幅度参数为 A1~A10,间期参数为 T1~T11<sup>[4]</sup>。目前检定机构主要依靠检定人员使用刻度尺、分规等测量纸质 ECG 仿真信号中关键点距离以获得幅度-时间参数<sup>[5]</sup>,测量效率及准确度较低,为此相关学者研究基于特征提取的心电图机 ECG 信号自动化检定方法<sup>[6-7]</sup>。本文着重关注 ECG 信

收稿日期:2022-10-11

\* 基金项目:广东省市场监督管理局科技项目(2022CZ14)资助

号自动检测中特征提取方法,按差分阈值、模板匹配、小波变换、神经网络等不同特征提取法评述其研究进展,可为相关研究提供参考。

## 1 差分阈值特征提取法

在 ECG 信号自动检测中,QRS 波群是一个心电周期中特征最显著部分,其中 R 波的特征最为明显,具有较高幅度与斜率,因而通常作为特征提取基准<sup>[8]</sup>。研究者普遍采用基于波形阈值检测方法,其方法是对滤波后信号经过变换,提高 QRS 波份量,进而采用系列阈值方法进行检测与判别<sup>[9]</sup>。图 1 为 QRS 复合波群检测方法流程,它先对采集到纸质心电图图像进行数值化预处理,数值化数据通过数字滤波器得到心电图数据,并经过峰值检测确定 R 波位置,最后通过系列逻辑判断完成 QRS 复合波检测。

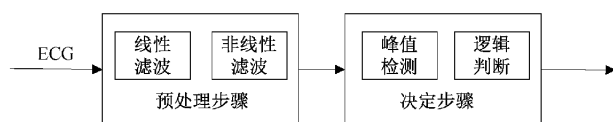


图 1 QRS 复合波群检测方法流程<sup>[10]</sup>

典型差分阈值特征提取法步骤包括<sup>[11-12]</sup>:1) 设  $y(n)$  ( $n = 1, 2, \dots, N$ ) 为预处理后心电图数据,将其平均分成若干份,每份数据都至少包含一个 QRS 复合波群,对连续两个数据进行前向差分运算:

$$D(n) = y(n+1) - y(n) \quad (1)$$

当  $D(n) > 0$  时,表示  $y(n)$  处上升波形; $D(n) \leq 0$  时,表示  $y(n)$  处于非上升波形。2) 确定 R 波阈值  $D_{\text{threshold}}$ ,判断  $D(n)$  与  $D_{\text{threshold}}$  的关系。若  $D(n) > D_{\text{threshold}}$ ,则认为产生前向差分两个连续数据中的后者为 R 波峰值点。3) 确定 QRS 波群所在区间。比较 QRS 波群间期内幅值  $A_{\text{duration}}$  与定位 QRS 波群起始点、结束点阈值  $A_{\text{start}}$ 、 $A_{\text{end}}$ ,判断 QRS 波群起始点、结束点。

经典差分阈值方法易把高幅值脉冲信号误检为 R 波问题,为此文献<sup>[13]</sup>研究一种差分阈值+幅值测量方法,可以较快速、准确地定位 R 波位置。该方法通过自学习方式,将心电图数据差分运算最大、最小值的算术平均值和差分运算最大值处的幅值作为检测 R 波的阈值,通过前向、后向差分运算平方和来提高心电图数据的高频特性,进一步确定用于定位 QRS 波群起始点、结束点的阈值;文献<sup>[14]</sup>研究一种基于改进差分实时 QRS 复合波检测算法,QRS 复合波检测包括改进差分运算器、R 波检测、Q 波和 S 波检测等模块,其中改进差分运算器将信号样本数据做平方运算后再进行差分运算;R 波检测模块中,先计算自适应阈值以检测 R 波波峰点位置,并通过 R-R 间隔检查 R 波波峰点正确性;Q 波和 S 波则分别通过计算 Q-R 间隔、R-S 间隔的算术平均值作为阈值,结合 R 波峰值点来确定判断。算法对 QRS 复合波检测效果良好、计算量小,但对于不规则幅值 ECG 信号,自适应阈值增大将直接影响 R 波检测

质量;英国 Pandit 等<sup>[15]</sup>研究自适应最大-最小阈值(max-min threshold, MMT)算法,采用滑动窗口覆盖心电信号差分数据,再计算一阶差分最大、最小阈值及心电图数据幅度阈值,最后由最大-最小阈值确定 R 波所在区间,进而用幅度阈值定位 R 波峰值点。对 ECG 信号检测中展现强抗干扰能力、低运算需求,适用运动 ECG 信号的轻量 R 波实时检测;Zhu 等<sup>[16]</sup>研究一种自适应差分阈值实时 R 波检测方法,对心电信号进行差分运算,识别移动方波以检测波宽、波峰,对阈值初始化并调整幅度阈值、时间阈值,自动调整阈值可更好地适应 QRS 形态、心率等心电图变化。

差分阈值特征提取法计算复杂度较低,识别速度较快,通过对特征幅值放大,可有效检测峰值,广泛应用于心电信号实时特征提取,但受噪声、伪差干扰严重的心电信号误检率较高,且未引入修正规则,增加检测判据,既有助于检测准确率提高,但又影响检测速度。改进差分阈值特征提取法依据信号信噪比、特征参数等动态调节阈值,降低对噪声敏感性,提升检测准确率,扩大检测适用范围,有效避免特征参数漏检。

## 2 模板匹配特征提取法

模板匹配特征提取方法通常是建立模板信号,再计算被检信号、模板信号的互相关系数,使用基准点或移动窗口实现两信号对齐,并进行比较与特征判断<sup>[17]</sup>。设模板心电信号、被检心电信号及离散随机信号序列方差分别为  $X(n)$ 、 $Y(n)$  和  $D(X)$ 、 $D(Y)$ ,离散随机信号序列  $X$ 、 $Y$  协方差为  $\text{Cov}(X, Y)$ ,即:

$$D(X) = E\{|X - E(X)|^2\}; D(Y) = E\{|Y - E(Y)|^2\} \quad (2)$$

$$\text{Cov}(X, Y) = E\{[X - E(X)][Y - E(Y)]\} \quad (3)$$

那么  $X$ 、 $Y$  互相关系数  $r(X, Y)$  为:

$$r(X, Y) = \frac{\text{Cov}(X, Y)}{\sqrt{D(X) \cdot D(Y)}} \quad (4)$$

$r(X, Y)$  可衡量模板心电信号与被检心电信号相似程度, $r(X, Y)$  越接近 1,模板心电信号与被检心电信号越相似。模板信号与检测信号基准点的对齐、提取过程轻量化以及提高检测准确性都是模板匹配特征提取方法研究领域的热门方向。

在克服模板信号与检测信号基准点的对齐技术,以及提升单一匹配测量方法研究方面,保加利亚 Krasteva 等<sup>[18]</sup>研究基于心电图模板决策树两阶段心跳分类方法,首先将节拍初始分配给持续更新的节律节拍模板,并计算各个特征值,跟踪形态、RR 间隔变化,以及与噪声鲁棒平均节拍模板相关性,再实施用于分类室上性、心室搏动决策树,具有高性能、快速解释和易于配置等特点。文献<sup>[19]</sup>研究基于动力特征和基于网络特征匹配心电信号分类算法,采取动力特征分类算法将心电信号作为非线性时间序列,提取吸引子特征参量作为互相关系数;采取网络特征匹配分类

算法,将网络拓扑分布归一化后作为基础模板,结合模板匹配完成分类决策,其算法性能好于单一特征提取算法,可定性判断心电信号异常。文献[20]研究基于图像改进模板匹配的 ECG 波形自动检测技术,实现 ECG 波形提取、图像标定测量技术和 ECG 波形 QRS 波、T 波、P 波等特征波形快速定位测量方法,改进模板匹配法采用伸缩一维模板改进快速定位算法,通过计算匹配误差、取最小值获取 ECG 图像检测特征点,改善纸质心电图图像波形提取细化转换为一维信号后波形幅度值出现非单值情况。

在提取过程轻量化方面,日本 Hasegawa 等<sup>[21]</sup>开发实时运动心电图分析仪,定义基于模板匹配算法 P 波、R 波检测方法,采取计算机化算法分析单通道心电图信号,在 1 kHz 采样输入 ECG 信号中提取 P-P、R-R 和 P-R 间隔,分析 P-P、P-R 间隔频谱,算法在 P-P、R-R 区间之间获得较高相关性,能够较准确地检测到 P 波;韩国 Kim 等<sup>[22]</sup>研究一种基于模板匹配可穿戴心电测量系统心电压缩算法,在 ECG 信号中检测到 R 波峰,再从 R 波峰点提取 QRS 复合波、PQ 和 ST 部分信息,每个区间创建一个模板,保存模板代码用于比较实时输入心电图;印度 Rahul 等<sup>[23]</sup>研究一种使用自适应阈值和模板波形新型轻量级 P、QRS 和 T 峰值检测方法,使用阈值初始化、自适应阈值处理实现峰值检测,采用峰度系数计算去除假阳性 QRS 复合波,提取从 S 波点到 Q 波点心电图段进行聚类,使用整体平均方法、插值和重采样生成模板波形,条件阈值处理计算基于模板波形形态阈值用于 P、T 峰检测,用 min-max 函数检测 P 波、T 波峰值,设  $C_k$  为模板波形,min-max 函数为:

$$Th_i = \frac{\max(C_k(T_j; \frac{(T_j + P_j)}{2}))}{2} \quad (5)$$

$$Th_{ii} = \frac{\min(C_k(T_j; \frac{(T_j + P_j)}{2}))}{2} \quad (6)$$

模板匹配特征提取法适合用于数据量较小、时间较短的心电信号自动检测,处理速度较快,可较好识别异常波形,有利于轻量化提取过程,减少计算量,但存在对信号波形差异不敏感问题,如被检心电信号与模板信号差异过大会产生漏检。同时,对高频噪声、基线漂移敏感,对噪声较多心电信号特征参数检出率较低,难以区分形态较接近的波形,需借助特征参数辅助分类,有时需重新自学习获得模板。

### 3 小波变换特征提取法

信号突变部分表现在幅值、频率急剧变化,信号奇异部分检测包括奇异点检测、奇异性检测、奇异点定位等。小波变换特征提取法是基于小波函数伸缩性,小波变换的时频窗口宽度随着频率增大而缩小,符合高频信号分辨率需求,使其应用于心电信号奇异性检测中。在某一尺度  $x_0$  下,若

存在一点  $(x_0, y_0)$  使得:

$$\frac{\partial W_f(x_0, y_0)}{\partial y} = 0; \frac{\partial W_f(x_0, y)}{\partial y} \quad (7)$$

则称点  $(x_0, y_0)$  为局部极值点,在  $y = y_0$  上有一个模极大值点。若对  $y_0$  某一个邻域内的任意点  $y$ ,存在:

$$wf(s, t) = s^k \frac{d^k}{dt}(f \times \bar{\theta}_s)(t); \bar{\theta}_s(t) = \frac{\theta(-\frac{t}{s})}{\sqrt{s}} \quad (8)$$

则称  $(x_0, y_0)$  为小波变换模极大值点。若紧支集小波  $\psi$  具有  $k$  阶消矩,则小波变换相当于一个  $k$  阶多尺度微分算子,即存在紧支集的函数  $\theta(t)$ ,使得  $f(t)$  的小波变换  $wf(s, t)$  满足:

$$\psi(t) = (-1)^k \frac{d^k}{dt}\theta(t) \quad (9)$$

其中,若小波仅有一阶消矩,则小波模极大值点为  $f$  经  $\bar{\theta}_s$  平滑后的一阶导数极大值点;若小波有二阶消矩,则模极大值点对应于  $f$  经  $\bar{\theta}_s$  后的高阶曲率;若小波在细尺度下无模极大值,则  $f$  局部正则。利用模最大对与模极大值、减少干扰信号影响以及小波函数选用构造都是小波变换特征提取方法研究领域的热门方向。

在模最大对与模极大值、减少干扰信号影响在心电图特征提取方面。西安交通大学 Li 等<sup>[24]</sup>研究一种小波变换心电特征点检测算法,指出心电信号特征点与其小波变换模最大对特征点之间存在关系,利用小波变换多尺度特征将 QRS 波群、P 波、T 波、噪声、基线漂移、伪影区分开;重庆大学万相奎等<sup>[25]</sup>研究一种基于小波一幅值一斜率 P 波检测方法,应用小波变换初步搜索得满足阈值模极大值对,根据 P 波对应模极大值对特点,结合幅值和斜率判据,剔除干扰,检测 P 波峰点、形态,区别单峰 P 波、双峰 P 波、双相 P 波,分别确定 P 波起点、终点,实现多形态 P 波信息提取;文献[26]研究心电信号进行特征提取的一种提升小波方法,使用小波闭值法对心电信号去噪处理,保留有用信号比重较大层,再对去除噪声心电信号进行特征波形分析,利用模极大值法检测波群波确切位置得到心电信号特征参数;马来西亚 Gul 等<sup>[27]</sup>研究基于小波变换单尺度特征提取方法,最小化计算成本、减少小波变换中模极大值冗余,使用小波变换一对最大值-最小值,更易检测 R 波峰值,在相同特征尺度上检测 P 波、T 波,易将伪影与 ECG 区分开,降低信号干扰影响。

小波函数的离散或连续不同选取方式,以及 mexican-hat, haar, db5, gaus1、二次样条小波函数函数选择对信号进行小波变换均可突显不同特点信号特征。如印度 Tamil 等<sup>[28]</sup>研究一种基于离散小波变换(discrete wavelet transform, DWT)将用于从 ECG 输入数据提取相关信息方法, DWT 适用于非平稳心电信号,具有足够比例值、时间偏移,并进一步使用人工神经网络、模糊逻辑的混合神经模糊对数据进行分析 and 分类。文献[29]研究一种生成小波新

方法,针对分类任务定制小波提升分类精度,该小波在判别能力方面较好地代表 ECG 节拍,并利用小波滤波器组多相表示,在粒子群优化算法 (particle swarm optimization, PSO) 框架内制定设计问题,使用支持向量机分类器证实该方法在分类精度、稳定性方面优于标准小波;美国 Kalidas 等<sup>[30]</sup> 研究一种使用平稳小波变换 (stationary wavelet transform, SWT) 在线 QRS 检测算法,用于从单导联 ECG 信号中实时检测心跳, Daubechies3 小波被选为 SWT 分析母小波, ECG 信号前 10 s 信息作为学习模板,初始化心跳检测阈值,每 3 s 修改一次阈值,快速适应心率和信号质量变化,较大地抑制错误心跳检测,以较高精度识别真实心跳。文献[31]研究一种基于 DWT 提取心电信号共同特征方法,对心电信号进行去噪,提取其特征,使用 Daubechies4 (db4) 进行 R 波检测,通过为每个波创建一个窗口并搜索最小和最大振幅检测其他波,提取其他特征 R-R、P-R 间期、QRS 宽度、ST 偏差。

小波变换特征提取法具有优良时频局域化分析能力和多分辨分析特性,利用模最大对与模板大值提取心电特征参数,选用构造小波函数可提高特征提取精度,使检测更稳

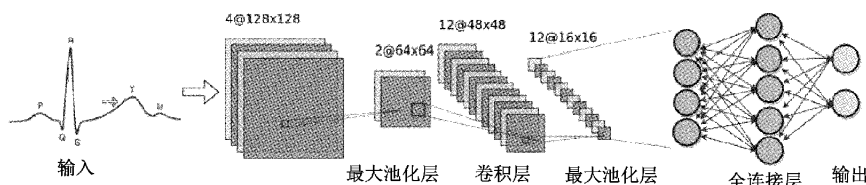


图 2 CNN 卷积神经网络结构

国内外许多学者应用 CNN 在纸质心电图特征提取与一维心电图特征提取方面取得进展。克罗地亚 Šarlija 等<sup>[37]</sup> 研究基于模式识别 QRS 检测算法以及去除心电基线漂移、信号归一化方法,以零为中心归一化 ECG 信号使每个点为 QRS 候选集,用 1-DCNN 分类器作决策规则, CNN 正输出被聚类以形成最终 QRS 检测,这为改进心跳分类及 P、T 波检测问题提供新方法;北京大学 Yu 等<sup>[38]</sup> 应用端到端方法研究用 CNN 对纸质心电图 QRS 复合检测,使用 Faster-RCNN 直接检测图像中 QRS 复合波,通过 CNN 定位测量 R-peak;复旦大学 Xiang 等<sup>[39]</sup> 研究基于一维卷积神经网络的 QRS 复合检测方法,卷积神经网络由对象级 CNN、部分级 CNN 组成,自动提取不同粒度 ECG 形态特征,再被多层感知器用于 QRS 复合波检测,处理速度较快;文献[40]研究一种改进 1D-CNN 特征提取方法,通过 1D-CNN 和离散小波变换提取的特征形成最优特征集,提高心律失常分类的准确性。

LSTM 是一种时间循环神经网络,具有重复神经网络模块链式形式,其长信息记忆特性非常适用于心电特征参数检测。如美国 Abrishami 等<sup>[41]</sup> 研究一种 LSTM 深度神经网络预测心电图心脏复合体 P 波、QRS 波、T 波等关键波位置方法,研究深度神经网络多种架构和学习率,从 QT

定,在消除运动轨迹、基线漂移等方面具有效果明显,抗干扰能力强,但存在计算量大、检测速度慢问题,较难应用于实时监测中,微处理器性能提升与多处理器技术发展使小波变换特征提取法的实现更加便利。

#### 4 神经网络特征提取法

近年来人工智能迅速发展为心电信号特征提取引入新研究方法<sup>[32]</sup>,神经网络分为浅层神经网络、深度神经网络 (deep neural networks, DNN), DNN 也称深度学习,已成为心电图特征检测研究热点,各种类型深度学习如卷积神经网络 (convolutional neural networks, CNN)、长短期记忆网络 (long short-term memory, LSTM) 等被用于心电图特征参数检测,深度神经网络被用于纸质心电图数字化<sup>[33-34]</sup>。

CNN 是流行深度神经网络架构,使用梯度优化算法训练,通常由多个背对背、以前馈方式连接层组成,主要包括卷积层、归一化层、池化层和全连接层,其中前三层、全连接层分别负责提取特征、分类<sup>[35]</sup>。图 2 为用于心电图特征提取分类任务的 CNN 一般架构<sup>[36]</sup>。

数据库获取心电复合波,引入全连接网络、改进 LeNet 卷积神经网络等多种网络架构并训练,使用非可视测试集计算每个波区间不同容差系统精度,比较分析最适合此任务架构,产生输出预测;复旦大学 Liu 等<sup>[42]</sup> 研究双向长短期记忆 (Bidirectional Long Short Term Memory, BLSTM) 网络实现单通道心电图 QRS 复合波语义分割方法,为缓解 QRS 标签稀疏问题,将单个 R 峰值扩展到固定长度时间间隔,引入线性集成方法,对不同 BLSTM 网络输出进行平均,提高 QRS 间期预测准确性。

CNN、LSTM 分别有利于减少频率变化、建立时间模型,结合二者优势提取心电特征也成为近年来研究热点。如文献[43]研究一种基于 CNN 和 LSTM 网络心电图分类方法,将 ECG 信号分割成持续时间约 0.8 s 心跳,对原始心跳引入 CNN 以提取相关特征,再将 CNN 特征向量输入到 LSTM 网络进行分类;清华大学 Han 等<sup>[44]</sup> 将 CNN、LSTM 与多导联 ECG 信号集成学习相结合,研究一种基于 U-Net 框架新型 QRS 复合波、T 波定位方法,以多导联心电图为输入,在训练过程中提取出强时间相关特征、精细形态特征,输出每个样本点概率值。在决策过程中使用动态阈值自适应调整策略定位心电信号波形,基于电生理学知识 (EK) 考虑每个导联信息,分析并减少漏检、误检,包

含特定高幅度 T 波、QRS 波群与精细波形结构,如 T 波后倒置 U 波、伴随心房颤动、室性早搏事件波。

神经网络特征提取法具有准确性高率、鲁棒性好的特点,但由于深度神经网络高度依赖训练集,数据集的质量和数量会影响模型泛化能力,模型建立后应采用需多个数据集进行测试<sup>[45]</sup>,易出现过度拟合问题;若样本数据较少,则会对神经网络学习与收敛带来难度。随着深度学习等前沿处理技术发展,心电图特征参数提取技术将得到更大提升与突破。

## 5 结 论

差分阈值、模板匹配、小波变换等特征提取方法是在不同时期研究成果,在不同 ECG 特征参数应用场景或需求下各有优劣;神经网络特征提取方法,是 ECG 特征参数提取研究趋势及热点。

神经网络特征提取具有准确性高、鲁棒性好特点,但高度依赖深度学习数据集,数据集的质量、数量会影响模型泛化能力,样本数据较少,神经网络的泛化能力差。

具体可通过神经网络深度学习、自学习与差分阈值、模板匹配、小波变换等特征提取方法相结合,以及专用芯片应用,可望实现更高要求复杂 ECG 特征参数检测。

## 参考文献

- [1] LAMBA P, RAWAL K. A survey of algorithms for feature extraction and feature classification methods[C]. 2019 International Conference on Automation, Computational and Technology Management (ICACTM), 2019: 338-341.
- [2] 中华人民共和国计量法[M]. 中国计量, 2018(4): 23-25.
- [3] 卞昕,李咏雪. 数字心电图检定规程: JJG 1041-2008[S]. 中国计量出版社, 2008.
- [4] 李妙,叶建兵,李兵. 心电图机检定情况分析和建议[J]. 计量与测试技术, 2022, 49(7): 8-11,14.
- [5] 曹立恒. 心电图机检定中长度测量仪器的选择与测量不确定度分析[J]. 科技创新与应用, 2016(11): 293-294.
- [6] 武晓东,徐森. 心电图机检定结果图像测量系统的设计[J]. 上海计量测试, 2013, 40(1): 7-8,12.
- [7] GANESH S, BHATTI P T, ALKHALAF M, et al. Combining optical character recognition with paper ECG digitization[J]. IEEE Journal of Translational Engineering in Health and Medicine, 2021, 9: 1-9.
- [8] SU Z, LI Y, CHEN K. A robust r-peaks detection algorithm of ECG signals by using adaptive combined threshold[C]. Proceedings of 2021 Chinese Intelligent Systems Conference, 2022: 190-200.
- [9] PAN J, TOMPKINS W J. A real-time QRS detection algorithm [J]. IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 1985, 32(3): 230-236.
- [10] AREFIN M R, FAZEL-REZAI R. Computationally efficient QRS detection analysis based on dual-slope method [C]. Engineering in Medicine & Biology Society, IEEE, 2014:2274-2277.
- [11] FRADEN J, NEUMAN M. QRS wave detection[J]. Medical and Biological Engineering and Computing, 1980, 18(2): 125-132.
- [12] LI S. Research on ECG signal processing method of ECG telemonitoring diagnosis system [J]. Harbin Institute of Technology Doctoral Dissertation, 2006: 90-120.
- [13] GAO Z, KONG F, ZHANG X. Accurate and rapid QRS detection for intelligent ECG monitor[C]. 2011 Third International Conference on Measuring Technology and Mechatronics Automation, 2011: 298-301.
- [14] LAI D, ZHANG F, WANG C. A real-time QRS complex detection algorithm based on differential threshold method [C]. 2015 IEEE International Conference on Digital Signal Processing (DSP), 2015: 129-133.
- [15] PANDIT D, ZHANG L, LIU C, et al. A lightweight QRS detector for single lead ECG signals using a max-min difference algorithm[J]. Computer Methods and Programs in Biomedicine, 2017, 144: 61-75.
- [16] ZHU W, CHEN X, WANG Y, et al. A real-time R-wave detection based on self-adaptive differential threshold method[C]. 8th International Conference on Instrumentation and Measurement, Computer, Communication and Control (IMCCC), 2018: 1283-1286.
- [17] DOBBS S, SCHMITT N, OZEMEK H. QRS detection by template matching using real-time correlation on a microcomputer[J]. Journal of Clinical Engineering, 1984, 9(3): 197-212.
- [18] KRASTEVA V, LEBER R, JEKOVA I, et al. Classification of supraventricular and ventricular beats by QRS template matching and decision tree [C]. Computing in Cardiology 2014, 2014: 349-352.
- [19] 季春林. 基于特征匹配的心电数据分类算法的研究与应用[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2014.
- [20] 李志强,林永武,李晓东. 基于图像的 ECG 波形检测分析系统开发技术[J]. 电子技术与软件工程, 2020,(11): 141-143.
- [21] HASEGAWA H, WATANABE T, UOZUMI T. Real-time P and R wave detection in exercise

- electrocardiogram[M]. Heidelberg: Soft Computing as Transdisciplinary Science and Technology, 2005: 591-603.
- [22] KIM T Y, NOH Y H, JEONG D U. Template matching compression algorithm for wearable ECG measurement system based on multi wireless transmission platform [C]. 2015 IEEE 29th International Conference on Advanced Information Networking and Applications Workshops, IEEE, 2015: 1-5.
- [23] RAHUL J, SORA M, SHARMA L. A novel and lightweight P QRS and T peaks detector using adaptive thresholding and template waveform [J]. Comput Biol Med, 2021, 132: 104307.
- [24] LI C, ZHENG C, TAI C. Detection of ECG characteristic points using wavelet transforms [J]. IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 1995, 42(1): 21-28.
- [25] 万相奎, 秦树人, 梁小容, 等. 基于“小波-幅值-斜率”的 P 波检测新方法 [J]. 生物医学工程学杂志, 2006(4): 722-725.
- [26] 魏超. 基于小波变换的心电信号自动分析技术[D]. 郑州: 郑州大学, 2011.
- [27] GUL M, KADIR K, AZMAN H, et al. Detection of R-peaks using single-scale wavelet transform[C]. 13th International Conference on Mathematics, Actuarial Science, Computer Science and Statistics (MACS), 2019: 1-5.
- [28] TAMIL E, KAMARUDIN N, SALLEH R, et al. Heartbeat electrocardiogram (ECG) signal feature extraction using discrete wavelet transforms(DWT)[C]. Proceedings of CSPA, 2008: 1112-1117.
- [29] DAAMOUCHE A, HAMAMI L, ALAJLAN N, et al. A wavelet optimization approach for ECG signal classification[J]. Biomedical Signal Processing and Control, 2012, 7(4): 342-349.
- [30] KALIDAS V, TAMIL L. Real-time QRS detector using stationary wavelet transform for automated ECG analysis[C]. 2017 IEEE 17th International Conference on Bioinformatics and Bioengineering (BIBE), 2017: 457-461.
- [31] HASSAN R, SHAKER S. ECG signal de-noising and feature extraction using discrete wavelet transform[J]. International Journal of Engineering Trends and Technology, 2018, 63(1): 32-39.
- [32] 周帆, 赵莉娜, 李钰雯, 等. 房颤智能检测中的心电特征选择和机器学习[J]. 电子测量与仪器学报, 2021, 35(3): 1-10.
- [33] EBRAHIMI Z, LONI M, DANESHTALAB M, et al. A review on deep learning methods for ECG arrhythmia classification [J]. Expert Systems with Applications: X, 2020, 7: 100033.
- [34] 马金伟, 刘盛平. 心电信号识别分类算法综述[J]. 重庆理工大学学报(自然科学), 2018, 32(12): 122-128.
- [35] LECUN Y, BOTTOU L, BENGIO Y, et al. Gradient-based learning applied to document recognition [J]. Proceedings of the IEEE, 1998, 86(11): 2278-2324.
- [36] CIREGAN D, MEIER U, SCHMIDHUBER J. Multi-column deep neural networks for image classification[C]. 2012 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2012: 3642-3649.
- [37] ŠARLIJA M, JURISIĆ F, POPOVIĆ S. A convolutional neural network based approach to QRS detection[C]. Proceedings of the 10th International Symposium on Image and Signal Processing and Analysis, 2017: 121-125.
- [38] YU R, GAO Y, DUAN X, et al. QRS detection and measurement method of ECG paper based on convolutional neural networks[C]. 2018 40th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC), 2018: 4636-4639.
- [39] XIANG Y, LIN Z, MENG J. Automatic QRS complex detection using two-level convolutional neural network[J]. Biomedical Engineering Online, 2018, 17(1): 1-17.
- [40] CUI J, WANG L, HE X, et al. Deep learning-based multidimensional feature fusion for classification of ECG arrhythmia [J]. Neural Computing and Applications, 2021: 1-15.
- [41] ABRISHAMI H, CAMPBELL M, HAN C, et al. P-QRS-T localization in ECG using deep learning[C]. 2018 IEEE EMBS International Conference on Biomedical & Health Informatics (BHI), 2018: 210-213.
- [42] LIU L, BAI B, CHEN X, et al. Semantic segmentation of qrs complex in single channel ecg with bidirectional lstm networks[J]. Journal of Medical Imaging and Health Informatics, 2020, 10(3): 758-762.
- [43] HARRANE S, BELKHIRI M. Classification of ECG heartbeats using deep neural networks[J]. Research on Biomedical Engineering, 2021, 37(4): 737-747.
- [44] HAN C, QUE W, WANG S, et al. QRS complexes

and T waves localization in multi-lead ECG signals based on deep learning and electrophysiology knowledge[J]. Expert Systems with Applications, 2022, 199: 117187.

- [45] 胡丹琴, 蔡文杰. QRS 复合波检测技术综述[J]. 中国医学物理学杂志, 2020, 37(9): 1208-1212.

### 作者简介

陈韬文, 硕士研究生, 主要研究方向为智能化检测及仪器。

E-mail: metwchen@foxmail.com

刘桂雄, 教授, 主要研究方向为测控技术及仪器研究。

E-mail: megxliu@scut.edu.cn