

Key words:ECG Signal, Intelligent Processing, Morphology, Arrhythmia Rhythm,
SVM

目录

摘要.....	i
Abstract.....	ii
目录.....	iv
第 1 章 绪论	1
1.1 选题背景及研究意义	1
1.2 ECG 信号基础知识	2
1.2.1 ECG 信号构成及产生原理	2
1.2.2 ECG 各波及意义	3
1.2.3 心律失常标准数据库.....	4
1.2.4 心律失常的分类	5
1.3 心电信号的研究内容	6
1.4 心电信号的研究现状	7
1.4.1 心电信号预处理技术的研究	7
1.4.2 ECG 信号波形特征点检测现状	8
1.4.3 ECG 波形诊断及分类现状	9
1.5 论文的主要内容及安排	10
第 2 章 ECG 信号预处理	11
2.1 ECG 信号噪声来源及特点.....	11
2.2 预处理方法回顾	13
2.3 形态学理论及结构元素的选取	14
2.3.1 形态学理论	14
2.3.2 形态学结构元素的选取	15
2.4 小波理论基础.....	16
2.4.1 连续小波变换	16
2.4.2 小波去噪原理	17
2.4.3 小波的选择及阈值的选择	17
2.5 基于形态学与小波相结合的去噪方法	18
2.5.1 去噪流程	18
2.5.2 去噪步骤及分析	19
2.6 本章小结	24

第 3 章 ECG 信号波形检测算法研究.....	25
3.1 QRS 波检测算法介绍	25
3.1.1 固定阈值法	25
3.1.2 可变阈值法	25
3.1.3 模板匹配法	26
3.1.4 小波法	26
3.1.5 基于图形识别的检测方法	26
3.2 基于形态学的自适应阈值算法	27
3.2.1 形态学提取 QRS 波峰谷信息	28
3.2.2 R 波的检测	29
3.2.3 Q、S 波的检测	32
3.2.4 P、T 波的检测	32
3.3 检测实验结果及分析	33
3.4 本章小结	35
第 4 章 心律失常的分类	36
4.1 常用的心电信号分类方法	37
4.2 几种心律失常疾病的介绍	38
4.3 基于模板匹配与支持向量机的心电信号分类方法	41
4.3.1 模板匹配算法原理	41
4.3.2 支持向量机理论	42
4.3.3 核函数的选取	46
4.3.4 支持向量机解决多类问题	46
4.3.5 特征参数提取	48
4.3.6 ECG 分类算法	49
4.4 实验结果与及分析	52
4.5 本章小结	52
第 5 章 总结与展望	53
5.1 总结	53
5.2 展望	54
参考文献	56
发表学术论文情况	60
致谢	61

第 1 章 绪论

1.1 选题背景及研究意义

健康在任何时候都被给予很多的关注，它是生命活动得以正常进行的基础，但是经济的不断发展给环境带来的严重污染以及人民生活水平的提高，心血管疾病已成为人类健康的杀手。每年患病人数的人都在增加，死亡率也在不断增加。2011 年世界卫生组织的报道指出：心血管疾病是全球范围内造成死亡的最主要的原因，每年造成的死亡也最多；80%以上的心血管疾病死亡发生在中等收入和低收入国家，且男性和女性的疾病发生率几乎相等；预计到 2030 年，死于此疾病的人数将达到 2360 万人。为此，人类对心血管疾病的监控、预防以及治疗已刻不容缓。

心电图（Electrocardiogram，简称为 ECG）检查是临床上常规检查之一，其中包含着大量的数据信息，并且由于心电图检查对人体无害、快捷，对指导心脏手术的进行及其相应的药物处理上有很重要的参考价值，因此在临床上使用得比较广泛，成为诊断心血管疾病的一种重要手段^[1,2]。

ECG 信号是最早用于研究的生物信号，1903 年，Einthoven 采用弦线式电流计用于临床实践，开创了 ECG 的临床应用，自此 ECG 成为了诊断心脏病的一种高效技术^[3]。心电图用于临床心血管疾病的诊断已有百年的历史，是医生的得力助手。心脏病的早期发现主要依靠心电图上的数据信息，再结合专家医生的经验，得出诊断^[4]。专家医生的经验对疾病的诊断特别的重要，仅凭心电图上得出的信息不能完全正确的判断患者是否患病，并且会出现很多问题：一方面是由于有丰富经验的专家医生较少，此类疾病患者人数较多，专家医生很难应付过来，并且诊断结果很容易受到专家医生的情绪、心理素质的影响；另一方面就是，由于 ECG 波形形态各不相同，有时同一种病的波形可能存在较大差异或者不同病的波形相差可能不是很大，要对结果做出准确的判断，医生必须积累丰富的临床经验。

为了解决上述问题，计算机技术应用到了 ECG 信号的处理中，在 ECG 诊断方面实现了智能处理，它大大加快了医生的诊断速度和精度，但是不能完全通过计算机的诊断结果判断患者的患病信息，只是作为辅助医生进行诊断的一种方式，不能完全代替医生进行分析。

近些年来，科技工作者一直从事于研究 ECG 信号的智能处理这个课题，也

取得了较大的进步，但是检测准确率和检查速度都需要提高，提高在临床上的实用性，实现 ECG 信号的智能化处理分析和诊断有着很重要的意义。

1.2 ECG 信号基础知识

心脏是人类赖以生存的重要器官，正是由于心脏不断地在体内进行有节奏的收缩和舒张运动，为血液在人体密闭的循环系统中的不停运动提供了动力，把能量和营养物质供给给生理组织，以维持人的正常生活。

ECG 是由心脏周期性的电生理变化所描绘成的曲线，反映的是心脏电活动的过程^[5]。

1.2.1 ECG 信号构成及产生原理

心脏由很多心肌细胞构成，心肌细胞包括普通的心肌细胞和由心肌组织分化出来的细胞，这些分化出来的细胞能产生自动节律性，但是没有收缩的功能^[5]。

心肌在兴奋时膜内外的电位会发生变化，有电生理特性。心肌细胞^[6]没有受到刺激时，细胞膜外是“+”电位，膜内是“-”电位，此时膜内外的电位平衡；当心肌细胞受到刺激时，细胞对离子的通透性发生变化，使得膜内外的离子流动，膜内外的电位发生变化，膜外是“-”电位，膜内是“+”电位，称为除极过程。除极过程结束后，经过细胞的代谢过程，细胞的电位恢复到膜外“+”电位，膜内“-”电位，称为复极过程。心肌细胞不断地除极、复极化，从而构成了 ECG 信号。因此可以从 ECG 上得知心脏的生理状况，对医生诊断帮助有重大的意义。目前，还没有别的方法可以取代 ECG 在临床诊断中的地位和作用。

一个完整正常的 ECG 信号波形周期由 QRS 波、P 波、T 波、U 波、PR 间期、QT 间期和 ST 间期组成，虽然每个周期的波形都有不同，但是基本上都包含一个 QRS 波、一个 P 波和 T 波^[6,7]。正常心电图的波形如图 1-1 所示。

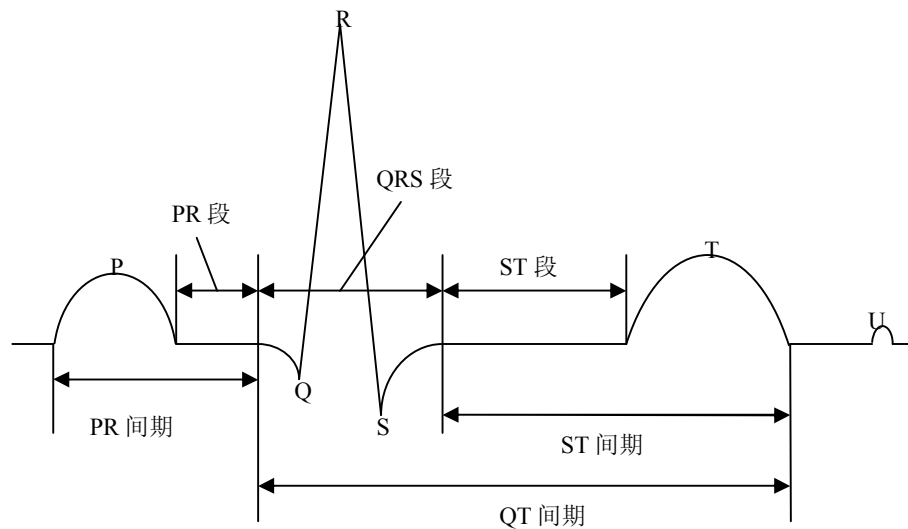


图 1-1 正常心电图波形

由于生命体活动的复杂性，使得 ECG 信号具备了自身的特点，ECG 信号的特点是：

(1) ECG 信号是随机的，每时每刻都是变化的，且平稳性很差，不能用某个函数来表示 ECG 信号；

(2) ECG 信号很微弱，频率和幅度都很低，并且记录到是 ECG 信号都包含很多噪声，噪声会干扰原始的信号，给信号的检测带来了很大的困难。

人体的频率范围是 0.05~100HZ，ECG 波形中每个子波的频率也各不相同，ECG 信号中各成分的频率分布如表 1-1 所示。

表 1-1 ECG 信号中各成分的频率分布

类型	频率范围
QRS 波	3~40HZ
T、P 波	0.5~10HZ
基线漂移、运动伪迹	0.7~2HZ
肌电干扰	7HZ 以下
工频干扰	50HZ (60HZ) 及其倍频附近

1.2.2 ECG 各波及意义

ECG 信号中的各波形的作用和意义如下^[8]：

(1) P 波

P 波：表示心房除极化，P 波起点表示右心房除极开始，终点表示左、右心房除极结束，P 波宽度一般不超过 0.11s，振幅在胸导联不超过 0.25mv，超过上述范围的 P 波，属于异常 P 波。P 波振幅过高是心房肥大的表现，过宽是心房内传导阻滞或者是心房肥大的表现，一般情况下，P 波过小临床意义不大；

(2) QRS 波群

QRS 波群：表示心室的除极化，正常人为 0.06s~0.10s，最宽不超过 0.11s，正常的 QRS 波群依次包括向下的 Q 波、向上的高并且很尖的 R 波、向下的 S 波。如果 QRS 波群的 Q 波、R 波和 S 波的振幅超过正常的范围，是心室肥厚的表现，临床上，R 波的检测对心律失常的判别有很大的影响；

(3) PR 段

PR 段：反映心房的复极过程及其房室结和房室束的电活动；

(4) PR 间期

PR 间期：P 波与 PR 段合起来称为 PR 间期，表示心房开始除极到心室开始除极的时间，正常为 0.12s~0.20s，PR 间期的值会随着年龄和心率而不同；

(5) T 波

T 波：心室复极化形成，正常情况下，T 波的方向大多和 QRS 主波方向一致，其振幅不应低于同导联 R 波的 1/10；

(6) ST 段

ST 段：表示心室缓慢复极的过程。正常情况下，ST 段应在等电位线，有时会产生轻微的偏移，ST 段的宽度会随心率减慢而增加，随心率加快而缩短，范围一般在 0.055s~0.255s 之间；

(7) QT 间期

QT 间期：表示心室肌除极和复极全过程所需要的时间，正常值为 0.32s~0.44s，QT 间期随心率的变化而变化，心率越慢，QT 间期越长；心率越快，QT 间期越短；

(8) U 波

U 波：由心室复极化形成，U 波是直立的，在 T 波 0.02s~0.04s 后出现 U 波，其方向一般与 T 波方向一致，幅度是 T 波幅度的 5%~50%，在肢体导联中 U 波不易辨别，在胸导联中比较清晰。

1.2.3 心律失常标准数据库

本论文中采用的数据均来自麻省理工 (MIT) 与 Beth Israel 联合建立的

MIT-BIH 心律失常数据库, 目前国际公认的标准心电数据库有四个, 分别是 AHA 心律失常数据库、ST-T 心电数据库、欧共体的 ESC 心电数据库以及上面所述的 MIT-BIH 心律失常数据库^[9]。

MIT-BIH 数据库的记录来自于 47 个个体, 总共有 48 条记录, 每条记录中包含两个通道, 即 MLII 和 V1 (论文中采用的是 MLII 导联), 采样频率为 360HZ, 采样精度为 11 位, 由于心电信号数据量非常大, 为了节省存储空间和文件长度, MIT 使用了自定义方法, 每个数据库记录包括三个文件^[7]:

(1) 头文件 (.hea): 用来说明采集对象和样本数据的一些基本信息, 以 MIT-BIH 数据库中的 233.hea 为例, 读取的 233.hea 的信息如图 1-2 所示:

```
233 2 360 650000
233.dat 212 200 11 1024 1005 21057 0 MLII
233.dat 212 200 11 1024 1026 -26370 0 V1
# 57_M 1682 654 x2
# Dilantin
# The PVCs are multiform.
```

图 1-2 233.hea 的信息

图 1-2 的含义为: 233 采用的是 212 的记录格式, 有两个导联数据, 采样频率为 360HZ, 总共采集了 650000 个点, 每路信号以 12 位进行存储, 两个通道的信号增益为 200ADCunits/mv, 采样精度为 11 位, 有 1024 个 ADC 单位。两路信号的第一采样点的值分别为 1005 和 1026, -26370 和 21057 都是为校验位, MLII 和 V1 代表两路信号分别采用的是 MLII 导联和 V1 导联的方式。以#开头的信息说明了患者个人的基本信息, 包括年龄、性别以及用药情况等的记录。

(2) 数据文件 (.dat)

(3) 注释文件 (.atr)

详细的 MIT 数据库的介绍及使用方法请参考下面的网站:

<http://www.physionet.org/cgi-bin/atm/ATM>

1.2.4 心律失常的分类

正常状况下, 心脏的激动起源和激动的传导顺序受一定的时间和频率的限制。心律失常是激动在心脏传导过程中的某一个环节发生了变化, 有些心律失常是心脏病早期的表现, 但是心律失常不都会对身体产生很大的危害, 有的病症只是轻微的, 偶然发作的, 对身体健康没有很大的影响。

临床上心电图的分析分为两类：形态分类和心律失常分类，在现实生活中按心律失常的分类比较常见，因此本文主要是对心律失常的研究，按照不同的分类原则，心律失常可分为：起源失常和激动传导异常^[4]，详细的分类见图 1-3。

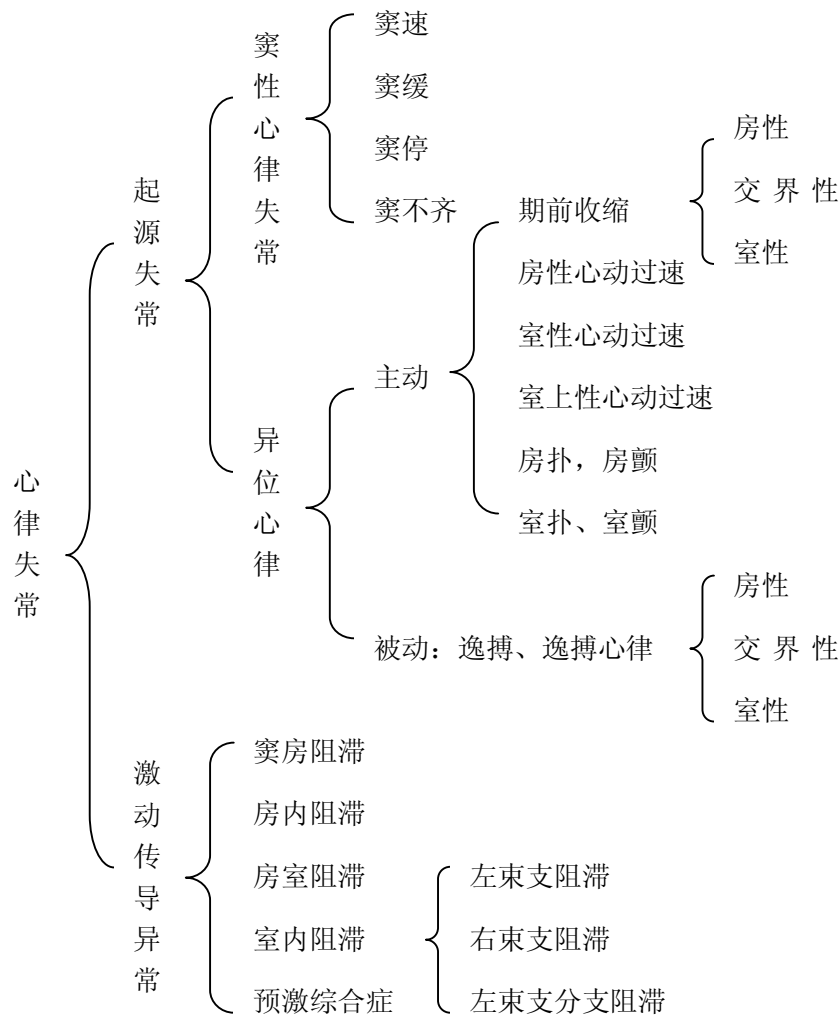


图 1-3 心律失常分类图

1.3 心电信号的研究内容

心脏的活动状态主要是通过 ECG 各波段的波形和参数来反映的，准确检测 ECG 的特征点和特征参数，对心脏病的诊断起到了重要的作用。ECG 的智能处理系统主要包括三个方面：ECG 信号的预处理、特征点的检测和特征参数提取、波形的分类和疾病的诊断，其系统的框图如图 1-4 所示。

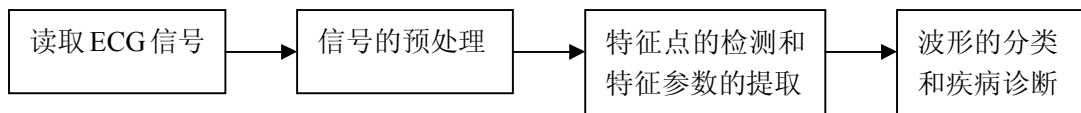


图 1-4 ECG 的智能处理系统流程图

预处理的任务是消除各种噪声,是正确检测识别和诊断的基础,特征点检测、参数提取为分类诊断提供依据,因此,ECG 的智能处理系统中的每一环节都很重要,是心律失常正常分类的关键。

1.4 心电信号的研究现状

1.4.1 心电信号预处理技术的研究

ECG 信号很微弱,容易受到人体,外界环境等的影响,常见的 ECG 信号的干扰噪声有工频噪声,基线漂移、肌电噪声、电极接触噪声、电极极化噪声等^[10]。

本文预处理的任务就是消除以上所述的噪声,得到较为干净的信号,去除 ECG 信号中存在的噪声是以后阶段的特征点的检测以及诊断分类的前提,因为噪声会影响检测的准确性,从而影响疾病的诊断分类。

国内外的科研人员对这方面进行了大量的研究,概括起来,主要有以下几种去噪方法^[11]:数字滤波器法,自适应陷波器法,小波变换滤波器法,数学形态学滤波器法以及神经网络法。

文献[12]中,陈天华等设计了一种 FIR 数字滤波器,该滤波器能很好的抑制 50HZ 的工频干扰。文献[13]中,Thakor,N.V 等根据 ECG 波形中各波的频谱,设计了低通差分滤波器对 ECG 波形滤波。

近些年来,小波理论得到了很大的发展,成为较热门的一个课题,越来越多的科研工作者研究小波理论及其应用,取得的成果也很显著。Nazan Ucar,F 等在文献[14]利用小波的多分辨分析的特点对 ECG 信号去噪。文献[15]中,刘文娜提出了一种逐拍滤波法,利用小波法来消除 ECG 信号中的各噪声,此方法可以很好地提高 ECG 信号的分辨率。文献[16]中,利用小波熵法对 ECG 信号去噪,首先用小波法分解 ECG 信号,对不同尺度上的高频系数进行小波熵阈值量化处理,再重构 ECG 信号,此方法可以去除干扰以及噪声,提取有用的信号,而且该算法简单,对高频噪声的处理效果很好。

最近几年,提升的平稳小波法也运用到了信号消噪中,如文献[17]中,张德平等就运用了提升小波法,思想是利用提升法案构造小波,优点有:用此方法对

ECG 信号的失真小,提高了信号的实时性和去噪效果,处理速度有了很大的提高。

虽然小波在 ECG 信号中运用的比较广泛,但是医学的发展对心电信号的滤波提出了更高的要求,因此还有很多地方需要改进,需要更深入的研究,例如,小波阈值去噪中阈值的选择、尺度的选择、小波基的选择问题等等,这都需要考虑。

1.4.2 ECG 信号波形特征点检测现状

ECG 波形特征点检测主要的任务是检测信号波形中的各波的位置,识别各波的边界点。如 R 波、Q 波、S 波、QRS 的起止点、P 波、T 波以及 P 波和 T 波的起止点^[18],其中以 QRS 波的检测最为重要,只有检测 QRS 波以后,才能检测其它各特征点及其特征参数,如幅度、RR 间期等等。

QRS 波的研究已经有几十年的历史了,检测方法也很多,归结起来主要有硬件和软件两种^[19]。硬件方法检测 QRS 波缺乏灵活性,处理复杂和信息量大的信号比较难,因此硬件方法在后来的科研中较少用到,相比硬件方法,软件实施起来比较简单,能处理信息量大的信号且灵活性很好,所以近些年来的 QRS 波检测方法主要是以软件为主。

常见的 QRS 波形软件检测方法主要有^[20]:差分阈值法、形态学法、模板匹配法、神经网络法、小波法等。

J.Pan 等在文献[21]中,对 ECG 信号进行差分运算,然后进行平方和窗口积分运算,如果差分信号和积分信号分别满足一定的阈值条件,则可判断检测到了一个 QRS 波,该算法的阈值可以自动调整,具有自适应性。

文献[22]中,Arzeno,N.M.等提出了差分的方法检测 QRS 波。文献[23]中,文中采用小波与数学形态学相结合的方法检测波形,利用 Haar 小波分解 ECG 信号,提取 3 尺度上的细节信号的模极大值,再和形态学法相结合,该方法弥补了小波法检测信号时域特征的不足,提高了信号的检测率。

除了 QRS 波的检测以外,P、T 波的检测在临床上也很重要,是一些心律失常疾病诊断的基础。文献[24]中提出了 P 波的检测算法,首先选取标准的 P 波作为训练样本,然后用支持向量机对其进行学习,以及对待测样本进行分类,文中对 P 波的数据长度也有特别的算法。文献[25]中提出了对 P、T 波的检测算法,检测 P 波时,在检测出 R 波的基础上,用小波法寻找 4 尺度下的极值,然后使用三角形方法检测出 P 波,其中 T 波的检测与 P 波检测很相似,同样用极值法检测 T 波的位置,此方法对 P、T 波的检测效果较好。

特征点的检测中，QRS 波的检测已经比较成熟，但是由于 P、T 波的特征不是很明显，检测还存在一定的难度，检测精度还需要提高。

1.4.3 ECG 波形诊断及分类现状

从图 1-2 中可以看出，心律失常的类型很多，正确的对 ECG 波形进行分类，可以为心脏病患者提供相应的药物及手术治疗。目前，国内外还没制定完整统一的分类标准，对分类的原则还需要更深一步的研究。

ECG 波形进行分类方法主要有^[7]：K 近邻法、逻辑分支判断法、神经网络法、模板匹配法，聚类分析法、支持向量机法等等。

文献[26]中，运用到了逻辑分支判断法，选取了 RR 间期、相邻 8 个 RR 间期的均值、QRS 波的宽度三个参数，从 MIT-BIH 数据库中选取了 7 种常见的心律失常来进行分类。文献[10]中，也用到了逻辑分支判断法，不同的是提取的特征参数不同，提取 8 个连续正常的 QRS 波宽、当前 QRS 波宽及 RR 间期、5 个以上的 RR 间期均值、上一个 QRS 波宽和 RR 间期这几个特征参数，对 ECG 信号的异常心拍进行分类。

模板匹配法在早期的研究中应用得比较多，且方法有了很大的改善，如在文献[27]中，采用了模板匹配法，其中的模板宽度是可变的，此算法缩短了匹配的时间，且模板库中的模板可以更新，该算法的检测效果很好，与传统的模板匹配法相比，更能适应变化的 ECG 信号，算法的准确率有了很大的提高。

神经网络法在 ECG 信号的发展中有比较大的贡献，文献[18]中用到了此方法对信号进行分类，文章中选择了 BP 神经网络，因为 BP 神经网络是神经网络中应用最广泛并且理论最完善的方法，但是方法需要很长的训练时间，因此限制了它的广泛使用。

Koski A.在文献[28]中用隐马尔科夫模型拓扑结构表示 ECG 波形，用线段逼近波形，在此基础上进行建模，对 ECG 信号进行分类。E Pietka.在文献[29]中运用句法和非句法的方法对 ECG 进行分类判别，但是文中提出的算法很复杂。

林泽涛、葛耀峥等在文献[30]中，提出了一种心律失常的聚类方法，聚类分析法对于大量的数据分析效果较好，该方法利用心律失常病例的相似性并且考虑到了个体的差异，对 QRS 波形聚类。

近几年研究热门的支持向量机，对 ECG 信号的分类效果也很好，文献[31]

中，唐孝等提出了一种基于支持向量机的新的 ECG 分类方法，克服了现存技术处理速度慢，能识别很少 ECG 类型的不足之处。

1.5 论文的主要内容及安排

本文采用 MathWorks 公司的开发的数学软件 matlab 作为研究平台，matlab 有很强大的功能，可用于算法开发、数据分析、以及数值计算，里面包含多个工具箱，是各公司与高校进行开发研究的首选。

本文的主要工作是:ECG 信号的预处理，特征点的检测及特征参数的提取，波形的分类识别。针对以上几个方面，做了以下的安排：

第一章：绪论，主要介绍了选题背景及研究意义，心电图的基础知识及 MIT-BIH 数据库的使用，以及国内外 ECG 预处理，特征点检测和分类识别的研究现状，最后介绍了论文的内容和安排以及第一章的小结。

第二章：ECG 信号预处理，回顾常用的预处理方法，介绍了形态学理论和小波理论，针对 ECG 信号中噪声的种类及其特点，采用形态学和小波的方法对 ECG 波形进行去噪处理，还具体介绍了此方法的去噪步骤。

第三章：ECG 波形检测算法研究，介绍几种常用的检测 QRS 波形的方法以及各种方法的不足和具有的优点，针对 QRS 波的特点，采用了基于形态学的自适应阈值的方法检测，对该方法的具体操作步骤和算法进行了介绍，最后分析和总结 QRS 的检测结果，本章中对 P、T 波的检测也做了详细的介绍。

第四章：心律失常的分类，文中介绍临床上常见的心律失常的 ECG 波形及其特点，以及经常用到的心律失常分类方法以及支持向量机理论，提出了基于模板匹配和支持向量机的方法对波形分类，对方法的步骤以及算法流程做了具体的描述。

第五章：总结与展望，总结了本文的主要工作，指出了文中存在的不足和需要改进的地方，对以后的研究工作做出了展望。

第2章 ECG 信号预处理

ECG 信号很微弱，在检测的过程中很容易受到外界环境的影响，如果噪声过大或者淹没了有用的 ECG 信号，检测就会出现偏差，影响诊断结果。因此首先必须对 ECG 信号消除干扰和噪声，尽可能的降低外界的干扰，突出有用的信号。ECG 信号的去噪研究有几十年的历史了，提出的算法种类也很繁多，但是由于 ECG 信号中的噪声很复杂，消噪效果不是很好，因此还需要对这些方法加以改进。本章节在分析 ECG 信号噪声的基础上，提出了基于形态学和小波相结合的方法去除 ECG 信号中的噪声。

2.1 ECG 信号噪声来源及特点

在 ECG 信号预处理技术的研究现状中，已经介绍了信号中存在的噪声的种类，下面就具体介绍各噪声的特点：

(a)工频干扰

电力系统以及人体的分布电容会产生工频干扰，其中包含频率为 50HZ 的基波以及谐波^[32,33]，工频干扰在 ECG 中很常见，表现为波形中有细小的波纹，并且有时候可能达到很大的干扰幅度，其幅度峰值为 ECG 的 50%，这种大幅度的干扰会给原有 ECG 信号带来很大的影响。含有工频干扰的 ECG 信号如图 2-1 所示。

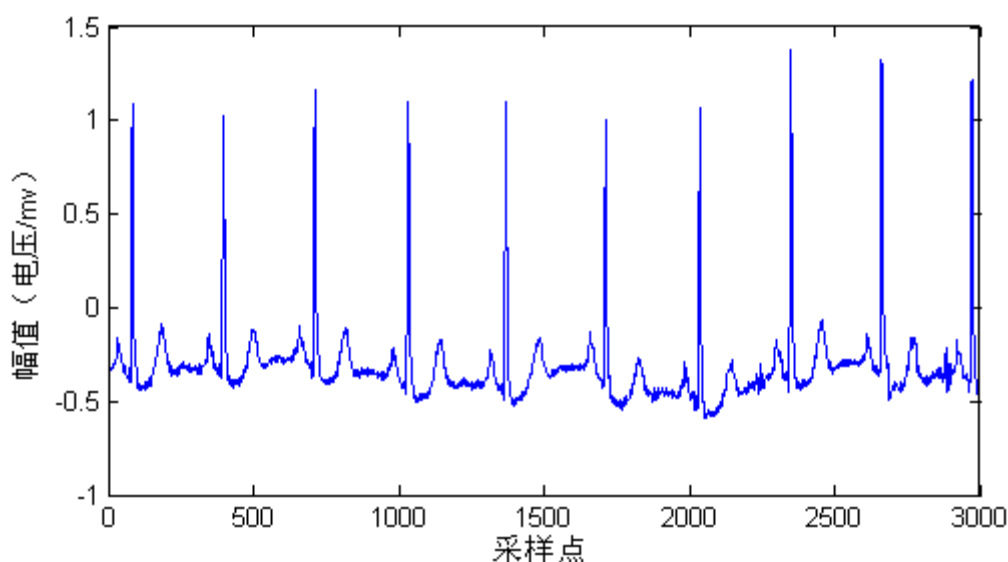


图 2-1 含工频干扰的信号

(b) 基线漂移^[34]

基线漂移是由人体自身的生命活动以及人体的外部活动引起的，如人的呼吸、运动等都会引起基线漂移。

基线漂移会影响 ECG 波形的幅度和形状，在 ECG 波形上表现为波形的上下漂移，给波形的 QRS 波，P 波、T 波等的识别带来了很大的困难，影响了心律失常疾病的诊断。

如图 2-2 所示的信号，来源于 MIT-BIH 心电数据库的部分数据，从图中可以看出，此信号的基线已经发生了漂移。

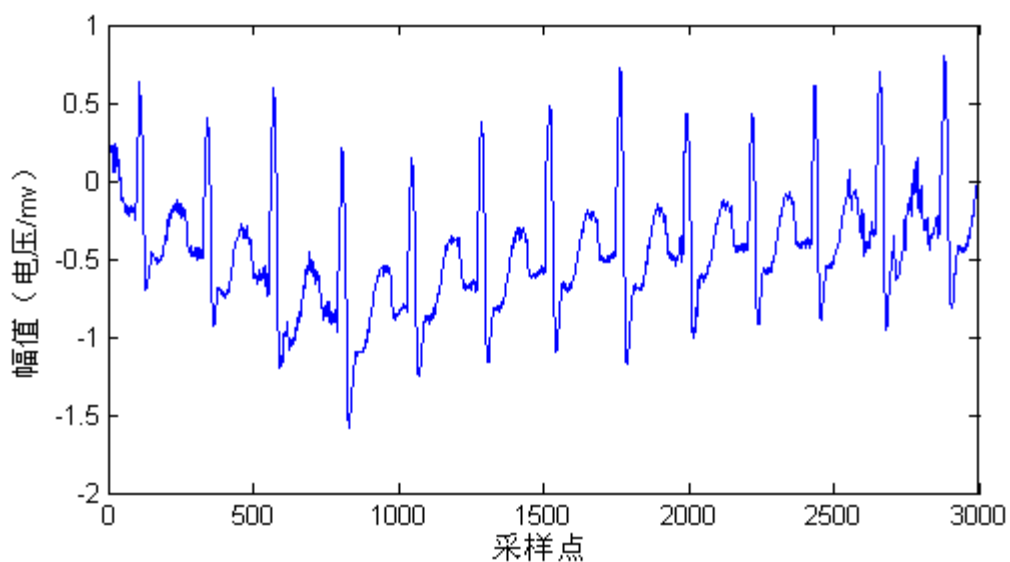


图 2-2 基线漂移信号

(c) 肌电干扰

人体的肌肉颤动时，会产生肌电干扰，干扰会影响 ECG 波形的质量，肌电噪声的频率一般在 30~300Hz 之间^[35]，频率范围比较广，如不能很好的滤除，对信号分析和诊断的影响很大。通常情况下，可将肌电干扰做为高斯噪声来处理。

除了以上 3 种最主要的噪声之外，还有电子设备产生的噪声以及电极接触噪声等，针对电子设备的噪声问题，最主要的方法是减少干扰源，在电极干扰噪声方面，最主要的是仪器的使用方法要恰当，图 2-3 所示为含有肌电噪声的信号，且信号也产生了基线漂移。

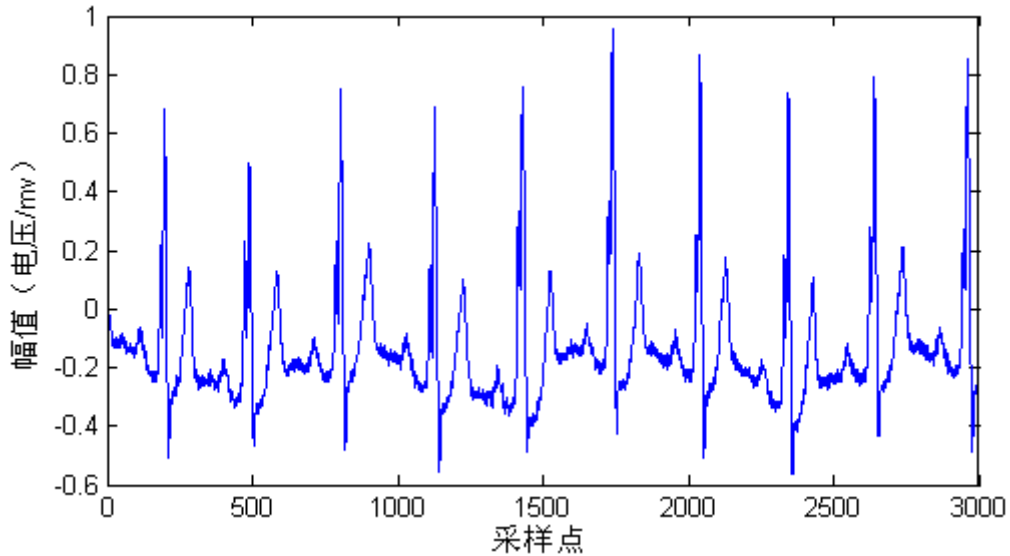


图 2-3 含肌电噪声的信号

2.2 预处理方法回顾

目前, ECG 滤波的方法很多, 主要方法有^[4]: 数字滤波器, 自适应滤波器, 数学形态学滤波器, 小波变换滤波器, 神经网络法。

(a) 自适应滤波器方法

自适应滤波方法在生物医学领域使用得非常广泛, 它会根据输入的信号和噪声的频率变化, 不断地调整滤波器参数, 使滤波效果逼近最优值, 自适应滤波法能够很好的消除 ECG 信号中的噪声, 但是缺点是计算量大, 影响信号处理的速度。

(b) 数学形态学滤波器

20 世纪 60 年代初出现了数学形态学, 形态学滤波器是一种非线性的数字信号处理技术, 在最近今年研究得比较热门。该方法对 ECG 信号进行形态学运算, 能够很好的保留 ECG 中有用的成分, 滤除高频干扰。

(c) 小波方法^[36]

小波是近年来发展较快的一门技术, 小波变换具有很好的时频局域特性, 在 ECG 信号中对基线校正和滤波的应用较为成功, 因此更多的科研人员致力于对小波消噪的研究。

(d) 神经网络法

神经网络具有很强的自适应性, 通过学习和训练就可以得出问题的解, 不需

要预先知道问题的规则和经验知识，可以很好的弱化人为因素。

神经网络法对工频干扰、基线漂移这两种噪声的滤波效果很好，对 ECG 中其它的噪声滤除效果不好，在训练过程中需要大量的数据，处理速度较慢，因此在实际过程中很少运用。

(e) 数字滤波器法

数字滤波器法的原理是：设计的离散系统能够对不需要的信号频率进行抑制，对有用的信号频率进行加强处理，该方法方便、速度快，在实际中应用的比较多。

2.3 形态学理论及结构元素的选取

2.3.1 形态学理论

数学形态学图像处理的思想是^[37]：利用结构元素来收集图像的信息，结构元素可以看作一个“探针”，当“探针”在图像中不断移动时，可考察图像各个部分间的相互关系，从而可以了解图像中各个部分的结构特征。

数学形态学理论完整，系统有比较好的严密性，从八十年代以来，数学形态学被列为学术界讨论的专题，取得了很好的研究成果。最近几年来，图像处理的发展，在很大程度上带动了形态学的发展。

数学形态学中最基本的运算包括：腐蚀、膨胀，这两种基本运算的定义与集合的运算密切相关，其中开和闭运算就是经过腐蚀和膨胀复合运算得到的^[38]。

因为 ECG 信号是一维的，因此这里只介绍一维情况下的形态学变换，设 $A(m)$ 为一维离散输入信号， $B(n)$ 为序列结构元素，两者的定义域分别如公式 (2-1) 和公式 (2-2) 所示：

$$D_A = (x_0, x_1, \dots, x_{M-1}) \quad (2-1)$$

$$D_B = (y_0, y_1, \dots, y_{N-1}) \quad (2-2)$$

其中 $M > N$ ，则 $A(m)$ 关于 $B(n)$ 的腐蚀和膨胀定义如下所述：

1、腐蚀

腐蚀的运算符为 \ominus ，A 用 B 来腐蚀，记作 $A \ominus B$ ，腐蚀的运算定义为：

$$(A \ominus B)(m) = \min\{A(m+n) - B(n)\} \quad (2-3)$$

2、膨胀

膨胀的运算符为 \oplus ，A 用结构元素 B 来膨胀，记作 $A \oplus B$ ，膨胀的运算定义

为：

$$(A \oplus B)(m) = \max \{A(m-n) + B(n)\} \quad (2-4)$$

其中以上两式中 $(m+n)$ 、 $(m-n) \in D_A$ ， $n \in D_B$ ，

3、开、闭运算

基于公式式（2-3）和式（2-4）的形态开（ \circ ）和形态闭（ \bullet ）运算如下：

$$(A \circ B)(m) = [(A \ominus B) \oplus B](m) \quad (2-5)$$

$$(A \bullet B)(m) = [(A \oplus B) \ominus B](m) \quad (2-6)$$

形态开运算的作用是抑制峰值噪声，形态闭的作用是抑制信号波谷噪声，形态学滤波器的滤波效果与结构元素的形状和尺寸有关^[36,39]，在实际操作过程中，应考虑到信号的特点，选择合适的结构元素。

2.3.2 形态学结构元素的选取

常用的结构元素有三角形、余弦、直线、椭圆，正方形、半圆以及它们的结合，图 2-4 所示为各结构元素的图形。对于三角形、余弦、半圆，其形状由宽度和幅值决定，滤波的效果由结构元素的宽度和幅度决定，直线结构元素形状仅由宽度决定，其中 L、A 分别为结构元素的宽度和幅值，结构元素的形状和尺寸的选取必须适合待处理目标图像的几何性质。

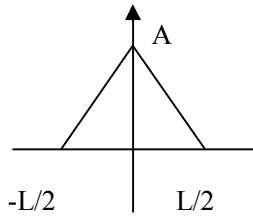
在用形态学对 ECG 信号消噪的过程中，结构元素的选取需要了解 ECG 信号中各波的特点。

（1）正常情况下，QRS 复合波宽度范围为：0.06~0.1s，根据 MIT-BIH 数据库中数据的采样频率为 360HZ，可知 QRS 波的宽度为 21~36 个点。

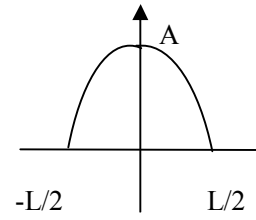
（2）正常 P 波幅度范围为 0.22~0.25mv，时间不超过 0.11s，采样频率为 360HZ，可知 P 波的宽度为 39 个点。

（3）通常 T 波宽度范围为 0.05~0.25s，采样频率为 360HZ，可知 T 波的宽度为 18~90 个点。

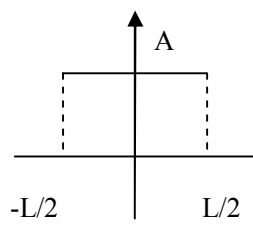
若选择的结构元素宽度小于 ECG 信号的所有的特征波形的宽度，对 ECG 进行开和闭运算后，ECG 信号中的小于结构元素宽度的高频噪声会被滤除，而对原 ECG 信号波形的干扰较小，能够很好地保留原 ECG 的特征波形；若要除去 ECG 信号的基线漂移，选择的结构元素的宽度要大于 ECG 信号所有特征波形的宽度，使得 ECG 所有的的波形都被滤除掉，只留下基线漂移的信号。



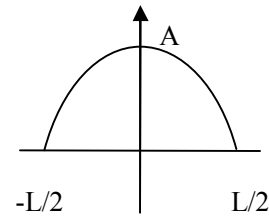
(a) 三角形结构元素



(b) 余弦结构元素



(c) 直线结构元素



(d) 半圆结构元素

图 2-4 各结构元素图形

2.4 小波理论基础

小波理论发展始于 20 世纪 80 年代, 近几年小波发展迅速, 成为很多学科关注的热点问题, 小波分析方法深入到多个领域, 如模式识别、量子物理、图象处理等。

小波变换是一种信号的时间尺度分析法, 具有多分辨率分析的特点, 并且具有表征信号局部特征的能力, 其窗口大小不变形状可变, 能同时对时域和频域进行分析, 很适合于非平稳信号的处理, 因此被称为分析信号的“显微镜”^[40]。

2.4.1 连续小波变换

设 $\Psi(t) \in L^2(\mathbb{R})$, 傅里叶变换为 $\hat{\psi}(w)$, 当 $\hat{\psi}(w)$ 满足公式 (2-7) 的条件, 即满足完全重构或恒等分辨条件

$$C_{\psi} = \int_{\mathbb{R}} \frac{|\hat{\psi}(w)|^2}{|w|} dw < \infty \quad (2-7)$$

时, 称 $\Psi(t)$ 为一个基本小波或者母小波, 在基本小波的基础上, 把母函数 $\Psi(t)$ 经过伸缩和平移, 就可得一个小波序列, 如公式 (2-8) 所示:

$$\psi_{a, b}(t) = \frac{1}{\sqrt{a}} \psi\left(\frac{t-b}{a}\right) \quad (2-8)$$

其中: a 代表伸缩因子, b 代表平移因子, $a, b \in \mathbb{R}$, $a > 0$ 。

对任意函数 $f(t) \in L^2(\mathbb{R})$ 的连续小波变换为公式 (2-9):

$$W_f(a, b) = \frac{1}{\sqrt{a}} \int_{\mathbb{R}} f(t) \left[\psi^*\left(\frac{t-b}{a}\right) \right] dt \quad (2-9)$$

公式 (2-9) 的逆变换见公式 (2-10)

$$f(t) = \frac{1}{C_\psi} \int_0^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} \frac{1}{a^2} W_f(a, b) \psi\left(\frac{t-b}{a}\right) da db \quad (2-10)$$

2.4.2 小波去噪原理

运用小波法对信号消噪是小波分析的重要应用之一, 小波阈值去噪是常见的方法, 去噪步骤分为三步^[41]:

(1) 信号的小波分解。首先选择适合的小波并确定分解层次 N , 然后对信号进行 N 层小波分解, 获取各尺度上的细节分量;

(2) 小波分解系数的阈值量化。对第 1 到第 N 尺度的每层系数, 选择合适的阈值进行阈值量化处理, 得到新的小波系数;

(3) 小波重构。根据新得到的小波系数重构获得消噪后的信号。

2.4.3 小波的选择及阈值的选择

常见的小波有: Haar 小波、Daubechies 小波、Mexican Hat 小波、Morlet 小波、Meyer 小波, Symlet 小波等等, 每种小波都具有不同的特点, 选择不同的小波, 会产生不同的效果。小波基的选择应该考虑以下四个标准^[42]:

(a) 支撑长度: 即当频率或者时间趋近于无穷大时, 小波从有限值收敛到零的速度;

(b) 对称性: 主要作用是避免图像处理过程中的相位偏移;

(c) 消失阶矩数: 对压缩有很大的作用;

(d) 正则性: 能够较好地平滑信号或者是图像的重构。

小波的消噪特性有三个^[7]: (a) 利用信号、噪声的频谱分离特性; (b) 利用

在不同尺度下小波变换模极大值的传播特性；(c) 利用小波变换的时频局域化的特性。因此基于上述的三个特性，小波的滤波方法也分为三类：

(a) 利用小波变换，直接除去噪声所对应尺度上的细节分量，然后对信号进行重构；(b) 小波变换的模极大值法去除噪声；(c) 小波变换阈值法去除噪声。

本设计中运用了小波阈值法对 ECG 信号进行进一步的消噪，阈值去噪包括硬阈值去噪和软阈值去噪，小波基确定以后，还需要考虑阈值的选取，如果阈值选得太大，会使信号的失真；阈值太小，滤除噪声不完全， 阈值的选择方法有以下四种，如图 2-5 所示：

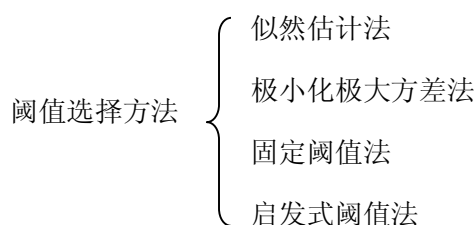


图 2-5 阈值选择方法

2.5 基于形态学与小波相结合的去噪方法

2.5.1 去噪流程

本文采用形态学和小波相结合的方法来消除 ECG 信号的噪声，因为形态学滤波器能够比较好的保留 ECG 的原始信号，处理 ECG 信号中的脉冲噪声和基线漂移效果比较好，对后阶段特征点的检测影响比较小。

小波方法主要是利用其经过小波变换后的噪声数值变得很分散，集中在少数几个小波系数上，且幅值很小，能很好的保留原始信号，最大限度的减少噪声^[43]。基于形态学与小波相结合的去噪方法框图如图 2-6 所示。

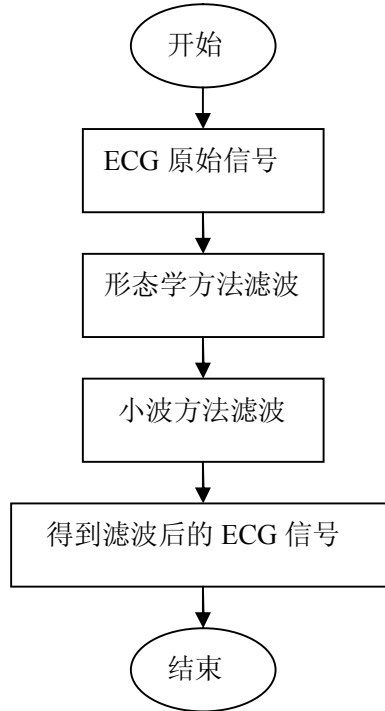


图 2-6 基于形态学与小波相结合的去噪方法流程图

2.5.2 去噪步骤及分析

具体的算法滤波步骤如下：

(1) 设 ECG 原始信号是 M ，结构元素为 S ， N 则为滤波后的的信号，滤波的目的是为了去除 ECG 信号的高频噪声，此时，结构元素的宽度要小于最小波的宽度，经过多次的实验，选择的宽度为 5 的三角形结构元素滤波效果较好。这里以 MIT-BIH 心电数据库中的数据 100 为例来说明 ECG 信号的消噪过程，开和闭的结合运算组合成了滤波器，算法如下：

$$N_1 = (M \bullet S) \circ S \quad (2-11)$$

$$N_2 = (M \circ S) \bullet S \quad (2-12)$$

$$N = \frac{N_1 + N_2}{2} \quad (2-13)$$

用流程图表示上述的算法如图 2-7 所示：

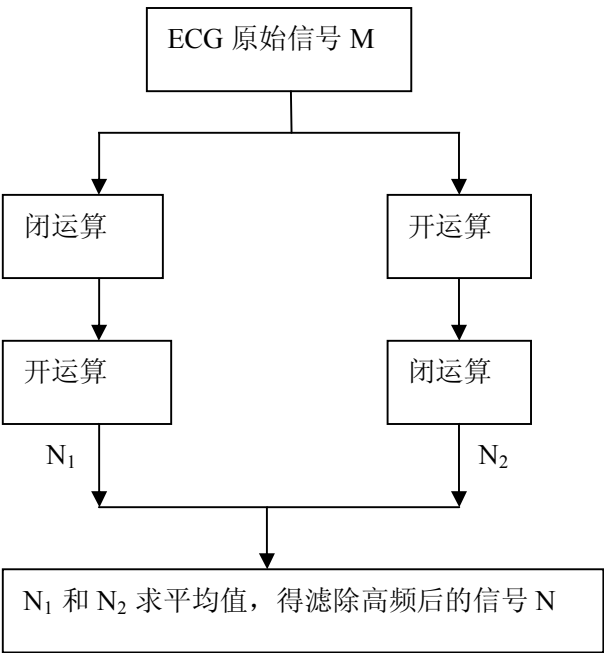


图 2-7 滤除高频的信号流程图

根据图 2-7 所示的流程图，得到的波形图如图 2-8 所示：

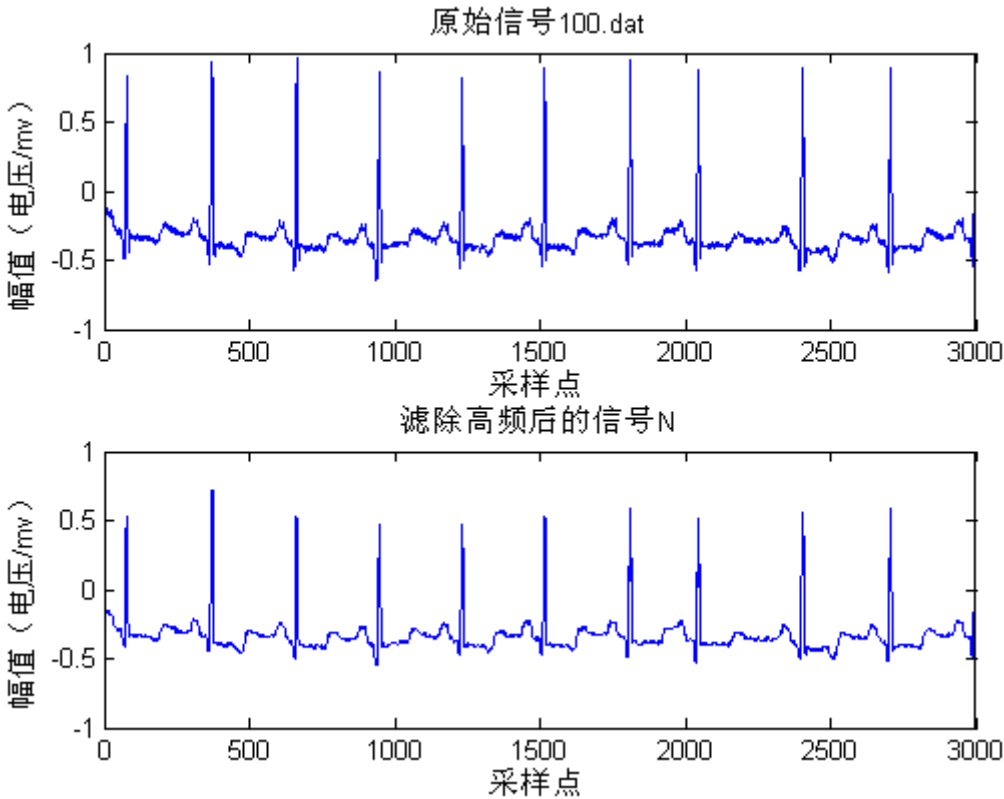


图 2-8 滤除高频信号的波形图

从图 2-8 中可以看出，对原始信号中存在的高频噪声进行了滤除，且滤除效

果也比较好。

(2) 把滤除高频 ECG 信号 N ，再次通过形态学滤波器，选取合适的结构元素尺寸和形状，可以得到基线漂移的信号，然后把信号 N 减去基线漂移信号，就可得到没有漂移的信号。

以上算法的流程图如图 2-9 所示，这里选取三角形结构元素的宽度为 95，滤波效果比较好。

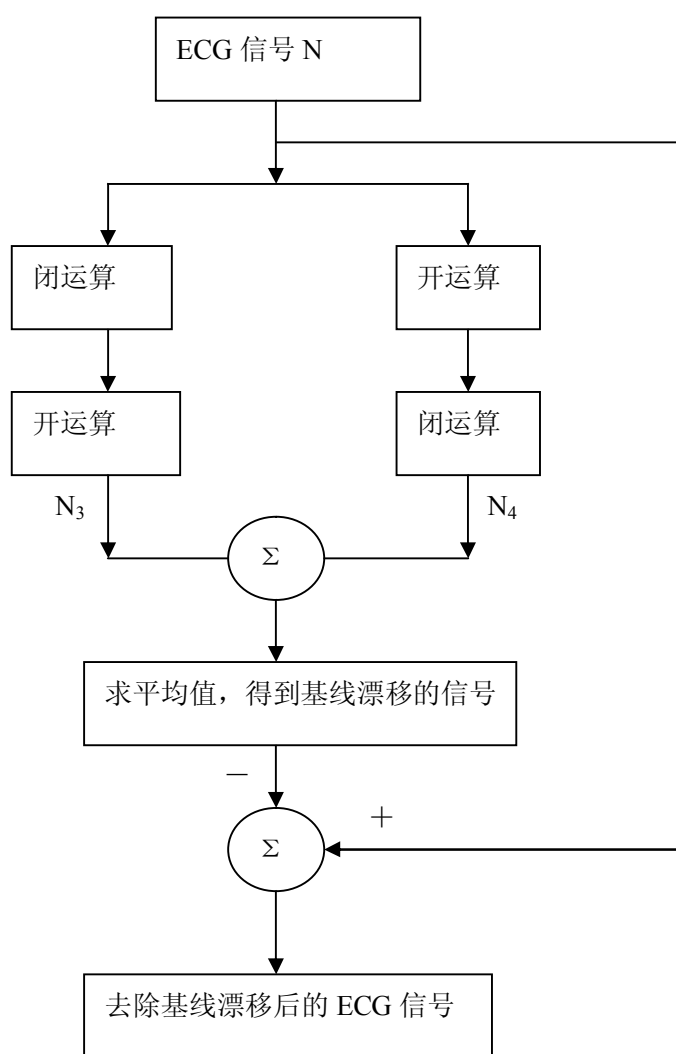


图 2-9 去除基线漂移后的流程图

得到的波形图如 2-10 所示：

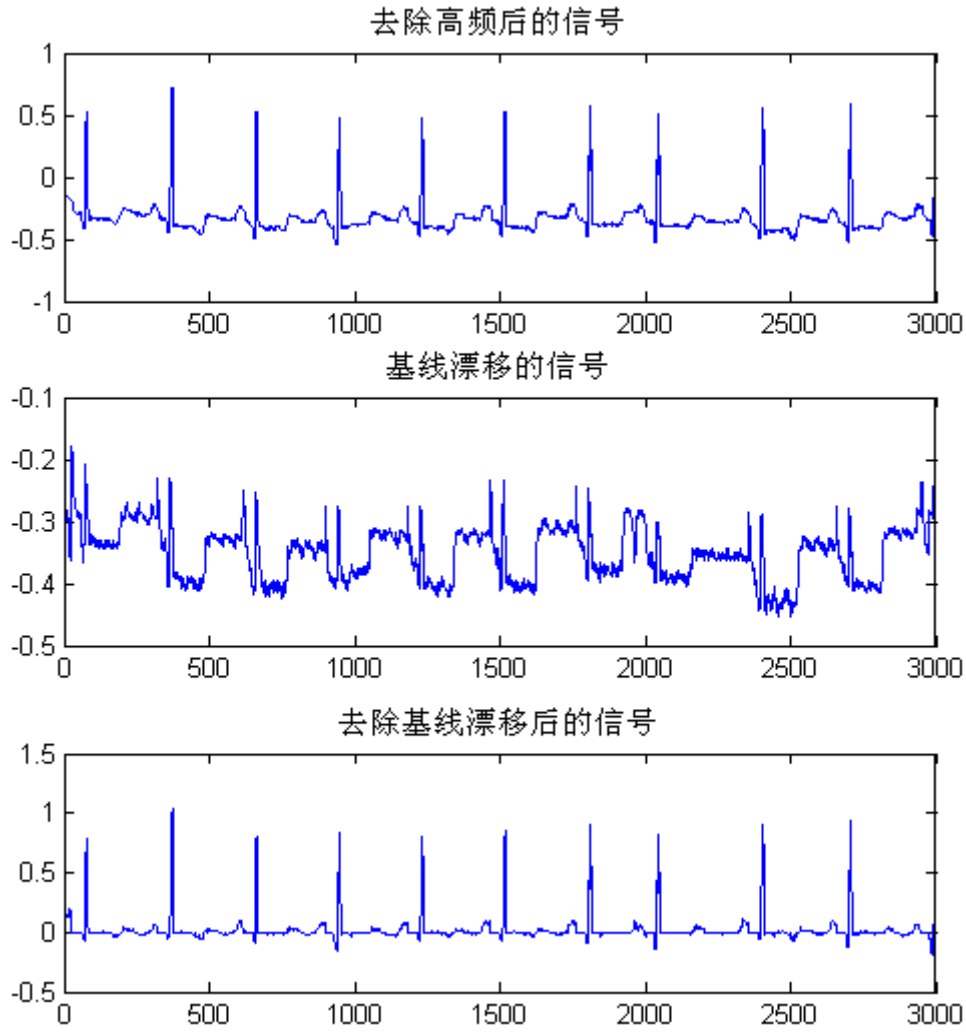


图 2-10 去除基线漂移的波形

以上步骤的消除噪声的效果，可以用参数来衡量。常用来衡量滤波效果的参数有信噪比 SNR 和均方误差 MSE，其计算公式如式（2-14）和式（2-15）所示：

$$SNR = 20\log_{10}\left(\sum_{n=1}^N \frac{[s(n)]^2}{(|x(n)| - |s(n)|)^2}\right) \quad (2-14)$$

$$MSE = \frac{\sum_{n=1}^N [x(n) - s(n)]^2}{N} \quad (2-15)$$

其中 $s(n)$ 表示干净的信号， $x(n)$ 为消除噪声后的信号，SNR 越高，MSE 越小，则表明信号的去噪效果越好。

不同结构元素对 ECG 信号的滤波效果不相同，同一结构元素选取不同的 A、L 值滤波效果也会不同，表 2-1 中对这一步骤所用到的结构元素，选取了三种不

同的 A 和 L 值，对 ECG 信号滤波效果进行评价，SNR 和 MSE 也发生了变化。

表 2-1 不同 A、L 值的滤波效果

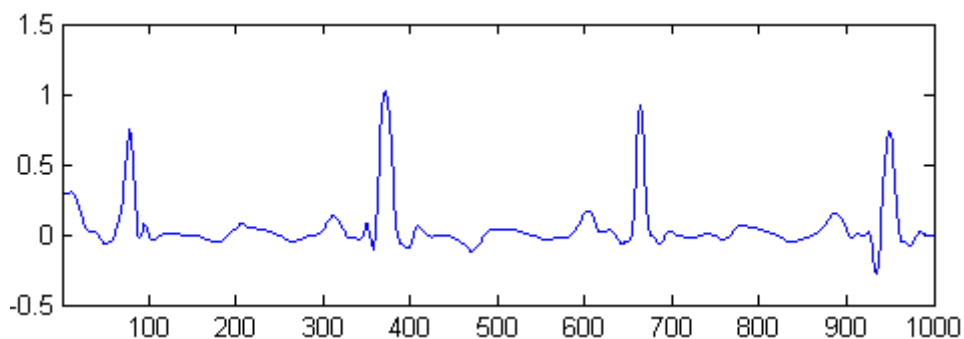
结构元素	L	A	SNR	MSE
三角形	10	0.010	37.1483	0.1414
	30	0.009	36.6427	0.1715
	95	0.015	44.7684	0.1222

从表 2-1 中可以看出，A、L 取值的不同，确实对滤波效果有影响，经过多次的实验发现，当 $L=95$ ， $A=0.015$ 时，滤波的效果比较好。

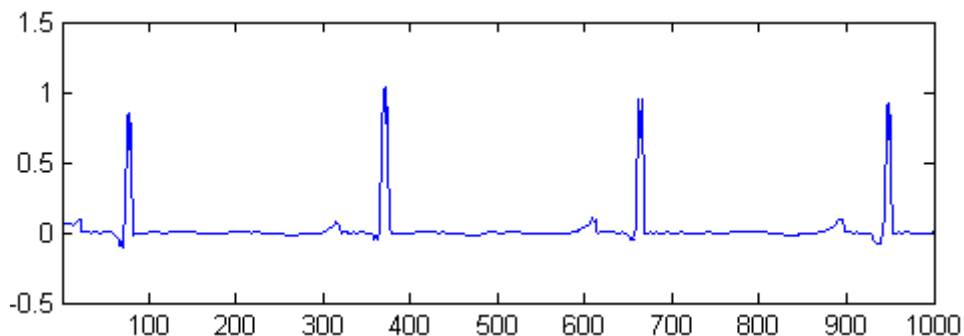
(3) 经过上述两步骤以后，发现最后得到的 ECG 波形的滤波效果不是很好，还有很多毛刺和干扰信号，这就需要进行下一步的小波去噪，去噪步骤如下：

把 ECG 信号用 sym8 小波进行 8 尺度的小波分解，ECG 的低频分量主要集中在 4 尺度上，噪声主要集中在 1、2 等较小的尺度上，用软阈值法对 1、2、3 尺度上的小波系数进行滤波处理，再对信号进行重构，便可得到滤波后的信号。

用软阈值方法对 ECG 信号消噪以及用除去噪声所对应尺度上的细节分量，对信号进行重构消噪的方法得到的波形图如 2-11 所示：



(a) 阈值消噪



(b) 用除去噪声所对应尺度上的细节分量，对信号进行重构消噪

图 2-11 ECG 信号的小波消噪

从 2-11 的两图中可以看出，用除去噪声所对应尺度上的细节分量，然后对信号进行重构的方法消除噪声的方法对 ECG 信号消噪，效果不是很好，而且信号有一定程度的失真，丢失了较多的细节分量，用阈值消噪的方法，信号的细节分量能够较好地保留，滤波效果比较好。

2.6 本章小结

本章主要的任务是 ECG 信号的预处理，首先介绍了几种常见的 ECG 预处理的方法以及方法的优点和存在的问题，提出了基于形态学和小波的滤波方法，并介绍了算法的原理，通过实验验证了算法的有效性，取得了较好的结果。

第3章 ECG 信号波形检测算法研究

ECG 波形检测的目的是：在滤波后的 ECG 信号的基础上，运用有效的方法检测信号中的各特征点，提取波形的特征参数，为波形的分类和疾病的诊断提供有用的信息。

ECG 信号分析中的关键是波形的检测，尤其是 QRS 复合波的检测，是分析心律失常的重要依据，其中 R 波的检测直接影响到其它特征点的检测以及特征参数的提取。

3.1 QRS 波检测算法介绍

目前，QRS 波的检测算法很多，算法的基本思想是：利用 QRS 波自身在时域和变换域中与其它波形的特征点不相同来识别的，常见方法有固定阈值法，模板匹配法、小波法、差分阈值法、数学形态学法、神经网络法、基于图形识别的检测方法等等^[42,44,45]。

3.1.1 固定阈值法

固定阈值法是较早应用在 ECG 信号识别和检测中的。在一个心电周期中，QRS 波的特征比较明显，R 波有较高的斜率和幅度，因此直接可以用固定阈值法检测，且固定阈值法的计算量小，算法简单，但该方法的应用有限制，要求 ECG 波形没有受到干扰或者干扰很小，在实际记录到的波形中，这种不受噪声污染的波形到是不存在的，波形的记录都会受到外界环境及人自身的影响，因此 ECG 信号中噪声必定存在，并且基线也有可能产生漂移。因此仅通过固定阈值检测不能完全检测到 QRS 波或者检测有误，此方法对噪声也很敏感。

现代技术的发展，对特征点检测的准确率提出了更高的要求，所以需要在此基础上进行改进，提高检测的准确率。

3.1.2 可变阈值法

可变阈值法是建立在固定阈值法的基础上，是对固定阈值法的改进，基本思想是：在检测 ECG 特征点之前，先对 ECG 信号进行学习计算，以信号中的特征

值作为阈值选取的依据，随着 QRS 波的变化，阈值会做出相应的调整，检测的准确率有了很大的提高。

3.1.3 模板匹配法

模板匹配法^[11]（相关法）要预先存储 QRS 波的模板，然后把待检测的信号模板与存储的模板逐点比较，当待处理信号与模板耦合时，匹配度最高，说明找到了一个 QRS 波，常用来表示匹配程度的方法有：平均平方法、面积差分法、最小二乘法。

模板匹配法存储的信号种类很多，QRS 波的模板的种类是多种多样的，波形可以是正常的或者不正常的，若同一类型的波形相差很大或者不同类型的波形形态上很接近时，很容易误检或者漏检 QRS 波。ECG 信号中一般都存在基线漂移、高频噪声，而模板匹配法对这些噪声都很敏感，且运算量很大，需要存储大量的 ECG 信号模板，所以该方法很少用到。

3.1.4 小波法

把小波变换运用在 ECG 信号的特征点检测中是近些年来研究的热点，ECG 信号中包含了重要的信号且具有很强的奇异性，由于小波具有很好的局部化分析的能力，并且能表征 ECG 信号局部的变化情况，因此小波法可以用来检测 ECG 信号的各个特征点^[46]。QRS 波识别的原理是：利用小波在多尺度变换，搜索在各尺度空间上的模极大值位置，从而检测到 QRS 波的位置。

3.1.5 基于图形识别的检测方法

以上介绍的几种常见的 QRS 波的检测方法都属于非句法的，这种方法是基于信号处理理论的检测方法，还有一类基于图形识别的检测方法，称为句法。句法的思想是：ECG 信号的病例特征不仅仅与波形的各参数相关，还与 ECG 波形形态有关^[2]。句法方法的实现过程为^[19]：

（1）把 ECG 信号中不同的波段和线段分解成一系列的模式，用一组符号把每个模式的特征参数表示出来；（2）当某一个序列符合 QRS 波形所具有的符号序列时，则可以判定该序列对应的 ECG 段信号为 QRS 波。

临床医生在 ECG 信号的分析和研究中运用的方法和思路与句法思想很相符，此方法在当时认为是非常有前途的，在检测 QRS 波形时考虑到了图形的因

素，避免了 QRS 波形的错误识别。句法方法也存在缺点，对噪声很敏感，在实现过程中要建立 ECG 模式，处理速度慢，且和非句法方法相比较，检测结果也不是很好，因此在实际中很少应用。

以上几种常见的方法都有优点，也存在不足。小波变换的方法运用的比较多，准确率也不低于其他的方法，但是阈值方法简单，处理速度快，检测的准确率和与其他方法相差不大，并且经过多年的发展，阈值法以比较成熟、性能也很稳定，所以阈值法检测 QRS 波仍是现在比较好的选择。

3.2 基于形态学的自适应阈值算法

本文提出了基于形态学的自适应阈值法检测 QRS 波，检测流程图如 3-1 所示。

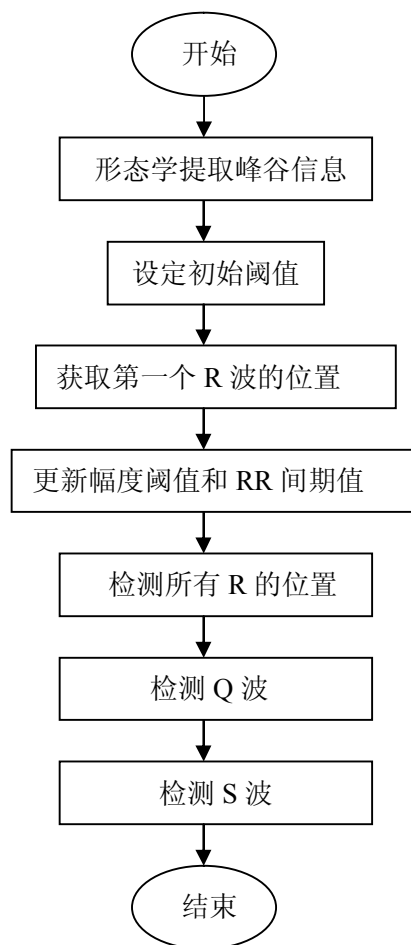


图 3-1 QRS 波群检测流程图

本设计是在阈值算法的基础之上，是对自适应的阈值方法的进一步改进，在

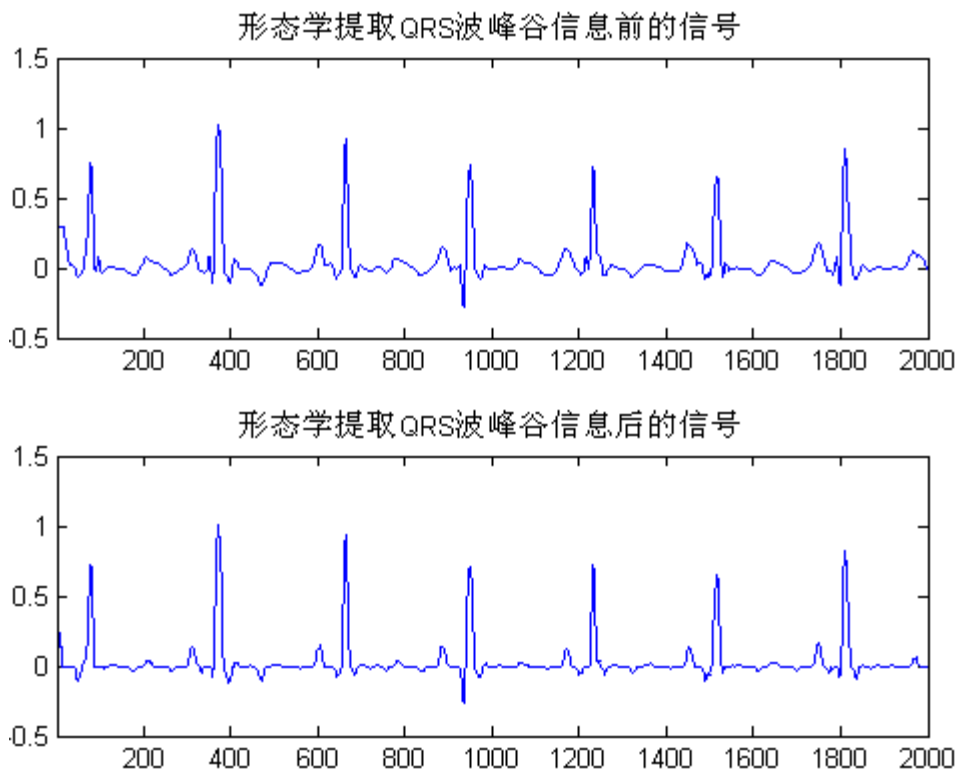
用自适应方法检测 QRS 波之前需要对滤波后的 ECG 信号做进一步的处理,用形态学方法提取 QRS 波的峰谷信息,这样做的目的是减少信号中幅度大的子波对 QRS 检测的干扰。

3.2.1 形态学提取 QRS 波峰谷信息

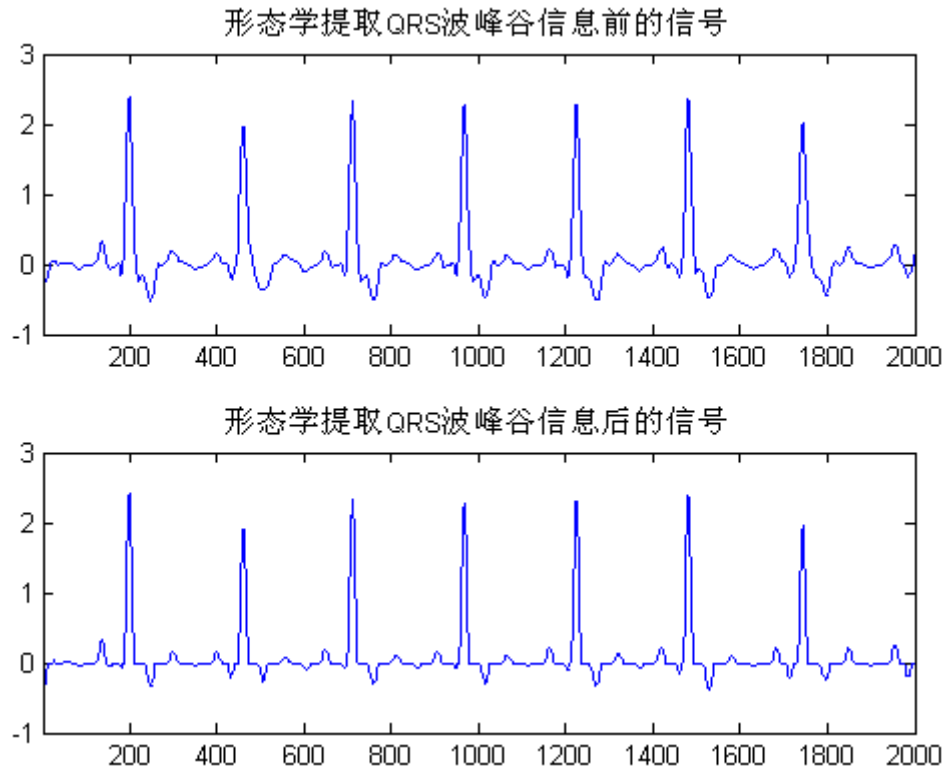
本文中利用 QRS 波群与其他子波的时限不同,选取合适的结构元素宽度,将 QRS 波群的峰谷信息突显出来,其它的子波的峰谷则被映射成了平坦的信号区域,通过这一步骤,可以减少大 P 和大 T 波对 QRS 波检测的干扰,提高检测的准确率。

随着结构元素宽度的减小,对宽大波形的斩波效果越明显。当结构元素宽度越接近于 R 峰、Q 谷、S 谷时,基本上所有的宽度大于 Q 谷、R 峰、S 谷的波形都大幅度的衰减了,在第二章已经讲述了,一般情况下 Q 谷、R 峰、S 谷的宽度范围,经过大量的实验验证,选取宽度为 20 的三角形结构元素可以最大程度衰减其它的波形,而可以很好的保留 QRS 波的信息。

图 3-2 (a) 和 (b) 是 MIT-BIH 心电数据库的 100.dat 和 105.dat 部分数据来提取 QRS 波峰谷信息的波形图。



(a) 100. dat 数据提取峰谷信息



(b) 105. dat 数据提取峰谷信息

图 3-2 形态学提取峰谷信息

从图 3-2 中的两图中可以看出，QRS 复合波中的各波形得到了较好的保留，P 波和 T 波大幅度地衰减了，减少了对 R 波检测的干扰。

3.2.2 R 波的检测

本文运用基于形态学的自适应阈值的算法，R 波的检测步骤如下：

(1) 采用数学形态学方法提取 ECG 信号的峰谷信息，以突出 QRS 波的峰谷信息；

(2) 先确定初始阈值，方法是：取前 40 秒的数据进行学习，阈值 th 的初始值为 100 秒内各点幅度和的平均值，幅度阈值的更新规则为：

$$th_{new} = 0.7 * th + 0.3 * \max(X(n)) \quad (3-1)$$

以后每求得一个 R 波以后，初始阈值 th 值也会随着更新，幅度更新规则为：取求得的 R 波前面所有点幅度和的平均值，其中 th_{new} 为更新的幅度阈值， $\max(X(n))$ 为当前窗口范围内信号幅度的最大值；

(3) 确定第一个 R 波，如果在其后的一定窗口内检测到 $X(n) > th_{new}$ ，由此可以确定第一个 R 波的大概位置，再在一定的窗口内寻找最大幅度值点，由此可

以确定第一个 R 波，用此方法可以比较准确的检测到第一个 R 波；

(4) 根据实时检测到的 R 波幅度值和 RR 间期宽度来动态更新阈值，用来检测其余的 R 波。在检测其余的 R 波时，RR 间期需要更新，其更新规则为：

$$RR_{\text{new}} = 0.9 * RR + 0.1 * rr \quad (3-2)$$

上式中 RR_{new} ：RR 间期更新后的值；RR：前面检测到的所有的 RR 间期的平均值；rr：当前检测到的 R 波与上一个已经检测到的 R 波位置的距离。

检测到每一个 R 波以后，还要进一步判断是否多检或者漏检 R 波，这里分 3 种情况判断是否为 R 波：

(a) $rr < 0.5RR$

如果当前检测到的 R 波的信号幅值大于上一个 R 的幅值，说明上一个 R 波是多余的；否则当前检测到的 R 波是多余的；

(b) $0.4RR \leq rr < 1.5RR$

确定当前检测到的 R 波是准确的；

(c) $rr \geq 1.5RR$

说明上一个 R 波与当前检测到的 R 波之间距离过大，有漏检的 R 波的可能，这时把当前的阈值降低到检测该波之前的 1/2，在上一个 R 波点与当前检测到的 R 波之间重新进行检测。

(5) 为了提高检测的准确性，本文的算法还采用了如下策略：

1 次 QRS 波产生后，其后一定时间间隔内不会产生另外一个 QRS 波，因此若检测到 1 个 QRS 波以后，把其后一定时间内超过阈值的点都忽略，可以避免噪声干扰造成的误检，通过大量的实验，该范围的取值定为： $0.4RR \sim 1.5RR$ ，即在上一个检测到的 QRS 波以后相隔 $0.4RR$ 到 $1.5RR$ 距离的范围内寻找下一个 QRS 波。

在对 R 波进行长期的检测中可以发现，在算法中考虑阈值的变化和 RR 间期的变化，能够尽可能减少 R 波的多检或者漏检。该算法的优点是：RR 间期和 R 波幅度阈值的大小能够随信号的波动不断更新，可以提高 R 波检测的准确率。用上述方法对 MIT-BIH 心电数据库的 100 和 105 中的 R 波进行检测，R 波的位置用“*”号标出，分别如图 3-3 和 3-4 所示。

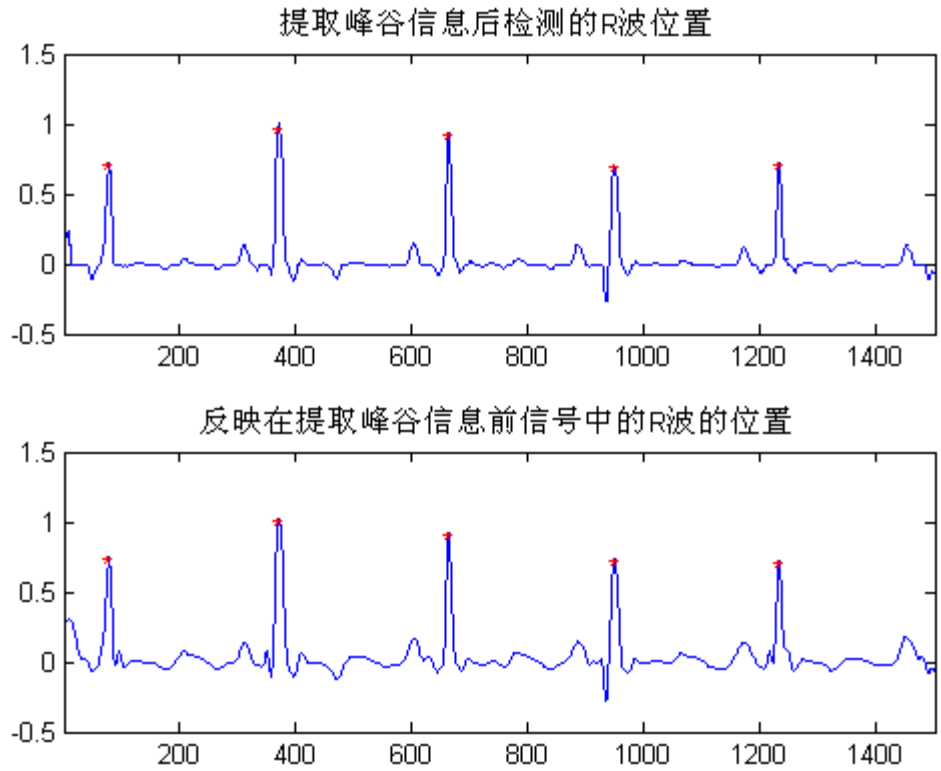


图 3-3 数据 100 中 R 波的检测结果

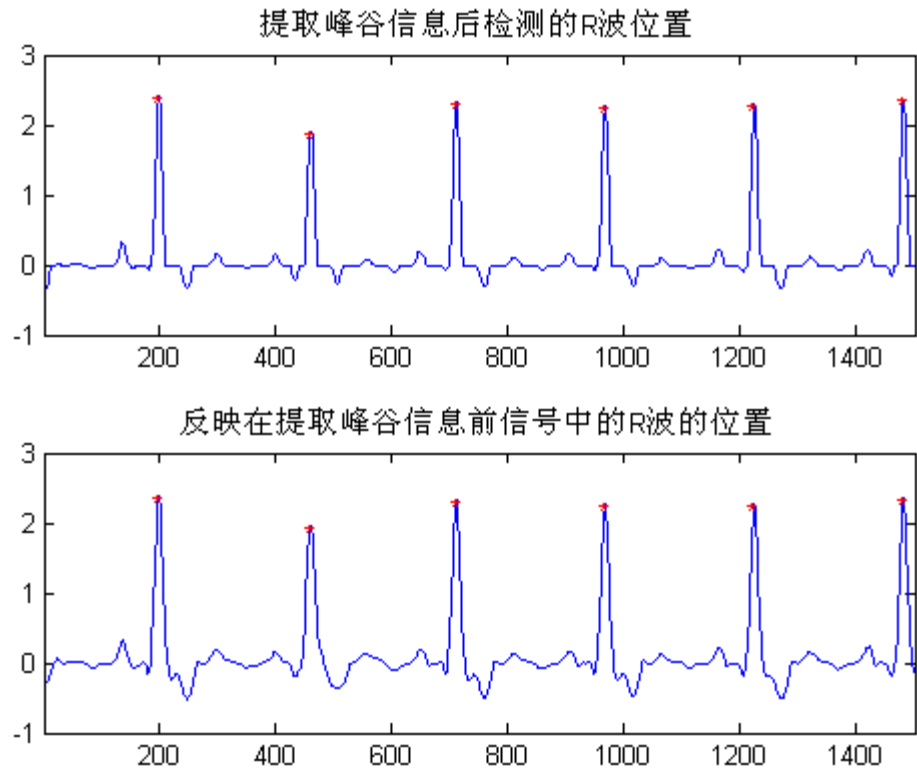


图 3-4 数据 105 中 R 波的检测结果

3.2.3 Q、S 波的检测

Q、S 波的检测方法有窗口搜寻法，三角形检测法等，最常用的方法还是窗口搜寻法，下面就介绍该方法检测 Q、S 波。

(a) Q 波的检测

根据 Q 波在 QRS 复合波中所处的位置，位于 R 波之前，方向一般是向下的，Q 波的峰值点和极小值点对应，因此在检出 R 波的基础上，以 R 波峰的位置为起点，在一定的时间窗内向左搜索极小值，经过用大量的波形做测试，该时间窗的大小是 80 ms，即以 360HZ 的采样频率来计算，为 29 个采样点，如果在此窗口内找不到极小值点，说明 Q 波不存在。

Q 波峰值检测出来以后，就可以检测 Q 波的起点，即 QRS 波的起点，用窗口搜寻法进行检测，Q 波起点对应 Q 波波峰左侧一定范围内靠近基线的点，经过大量实验发现，该时间窗的大小为 50ms，以 360HZ 的采样频率来计算，为 18 个采样点。如果没有 Q 波，则以相对应的 R 波起点作为 Q 波的起始点。

(b) S 波的检测

S 波一般位于 R 波之后，也是向下的波形，S 波的峰值点和极小值点对应，因此也可以用搜寻法找到 S 波峰的位置，方法和检测 Q 波波峰的位置相同，在时间窗为 80 ms 的窗口内向右搜索极小值，如果找不到极小值，则证明 S 波不存在。

S 波峰值检测出来以后，直接检测 S 波的终点，即 QRS 波的结束点，同样用窗口搜寻法进行检测，S 波终点对应 S 波波峰右侧一定范围内靠近基线的点，经过大量实验发现，该时间窗的大小为 35ms，以 360HZ 的采样频率来计算，为 13 个采样点。如果不存在 S 波，则以相对应的 R 波终点作为 S 波的终点。

3.2.4 P、T 波的检测

P、T 波的检测是一个重点和难点，P、T 波的波幅较小且频率很低，没有像 R 波幅度大，波形陡峭的明显特征，很容易淹没在噪声中，导致很难识别出 P 波和 T 波^[47,48]。

P、T 波的检测要后于 QRS 复合波的检测，只有先定位 R 波的位置，才能定位 P、T 波。最常见的检测方法是阈值法，具体算法如下：

(a) T 波的检测

T 波位于 S 波的右侧，有正向 T 波负向 T 波，对应着 S 波右侧的极大值点，T 波的检测以 R 波峰值点为基础，在一定范围的窗口内用搜索法查找，窗口的大

小不是固定的，以 RR 间期为基础，随 RR 间期的变化而变化，这样可以提高 T 波的检测正确率，采用的窗口大小是 $0.65RR$ ，即从 R 波峰值点到右侧 $0.65RR$ 间期的距离范围内搜索 T 波的峰值点。

T 波起止点的检测方法和 Q、S 波起止点的方法相同，这里就不具体介绍了。

对于倒 T 波，T 波波峰则是搜寻极小值点，由 T 波波峰分别向两侧搜寻的第一个极大值点即为 T 波的起止点。

(b) P 波的检测

P 波位于 Q 波的左侧，对应着 Q 波左侧的极大值点，检测方法和 T 波的检测类似，但是因为 P 波的宽度小于 T 波，因此搜寻的范围要比 T 波小，窗口的大小为 $0.45RR$ ，P 波起止点的检测与 T 波起止点的检测相同。

P、T 波的检测方法有小波法，搜寻法等等，P、T 波的正确检测，在临床上的意义很大，关系着某些疾病的判断，但是检测的精度不高，因此还需要研究新的方法和算法来提高准确率。

3.3 检测实验结果及分析

采用本文提出的算法对 MIT-BIH 心电数据库提供的数据进行检测，选取 10000 个采样点来评估算法的检测效果，检测结果如表 3-1 所示。

本文测试所用到的 MIT-BIH 数据库中的数据来自第一通道的 II 导联，其中数据库中的 102 和 104 没有用到 II 导联，是病人做外科手术时的波形图，因此该记录不在测试数据的范围内；数据库中的 114 记录到的是校正的标准 II 导联，但是在第二通道，所以也排除该记录。

表 3-1 本文算法对 R 波的检测结果

数据	QRS 总拍数	误检拍数	漏检拍数	总错误拍数	错误率
100	35	0	0	0	0
101	32	0	0	0	0
103	32	0	0	0	0
105	38	0	0	0	0
106	31	0	0	0	0
107	33	0	1	1	0.030
108	29	0	2	2	0.069
109	44	0	0	0	0

111	32	0	0	0	0
112	40	0	0	0	0
113	27	0	0	0	0
115	29	0	0	0	0
116	36	1	0	1	0.028
117	23	2	0	2	0.087
118	34	0	0	0	0
119	30	0	0	0	0
121	28	0	0	0	0
122	41	0	4	4	0.098
123	22	1	0	1	0.045
124	23	0	0	0	0
200	41	2	2	4	0.098
201	40	0	1	1	0.025
202	24	0	0	0	0
203	49	0	7	7	0.143
205	41	0	0	0	0
207	27	2	3	5	0.185
208	47	0	4	4	0.085
209	43	0	3	3	0.070
210	43	0	3	3	0.070
212	42	0	0	0	0
213	51	0	0	0	0
214	35	0	0	0	0
215	52	2	2	4	0.077
217	33	0	0	0	0
219	33	0	0	0	0
220	34	0	0	0	0
221	34	0	3	3	0.088
222	35	0	0	0	0
223	37	0	0	0	0

228	34	1	2	3	0.088
230	38	0	0	0	0
231	29	0	0	0	0
232	25	0	0	0	0
233	48	0	3	3	0.063
234	42	0	1	1	0.023

以上选取了 48 个病例中的 45 个病例的波形进行检测，表 3-1 中可以看出，大部分检测结果取得了比较好的效果，对于 203 和 207 两个数据，漏检的数量比较多，这是因为在这组数据中噪声干扰太严重，并且掺杂了严重的伪差，从而影响到了检测的精度。

检测中出现误检的主要原因是噪声干扰严重，存在大量伪差；漏检的原因可能是某些信号的突变，导致阈值的选取没有适应信号的快速变化。

ECG 信号是很复杂的，本文提出的算法逻辑简单，算法运行速度快，但是还有需要改进的地方，以满足现在技术的发展。

3.4 本章小结

本章的主要目标是检测 ECG 信号的各特征点，特征点的检测是 ECG 信号正确分类的基础。

首先介绍了几种常见的 QRS 波检测的方法以及方法中存在的不足，针对方法的不足，提出了一种基于形态学的自适应阈值的 QRS 波的检测方法，用 MIT-BIH 心电数据库提供的数据对算法进行检测，检测 R 波的效果比较好。

第 4 章 心律失常的分类

ECG 信号的分类是在对 ECG 信号各种波形以及产生 ECG 信号各波形的生理原因了解透彻的基础上，运用具体的分类算法，对 ECG 信号的波形或者其特征参数进行判别，来判断 ECG 信号是否属于某一病症，实现 ECG 信号的智能处理，可以减少医务人员的劳动强度，提高识别和诊断的效率，在临床医学中发挥着重要的作用。

近些年来，科研人员在 ECG 的分类方面做了大量的工作，提出的分类方法种类也很多，成果也比较显著，但是还不完善，主要有以下一些难点：

（1）ECG 信号的数据量很大，并且形态各不相同。同一种病理的心拍波形不同，不同病理之间的心拍波形可能又很相似，同一个体在不同时刻的波形也存在着很大的差异，给 ECG 信号的分类带来了很大的困难；

（2）心律失常是建立在 ECG 信号的预处理，特征点识别的基础上，但是在这些方面上还是存在一定的偏差，可能会影响疾病的诊断；

（3）ECG 信号的特征参数很多，并不是提取越多的参数越好，过多的参数会影响算法的速度，并且特征参数的提取也存在一定的模糊性，不同的个体之间各病理之间的特征参数的区分阈值会有不同，这种模糊性也造成了 ECG 信号识别的难题；

（4）心律失常的研究和分析缺乏统一的标准，使得医生和病人很难相信由此得出的分析结果的可靠性。

ECG 波形的分类方法^[50]如图 4-1 所示：

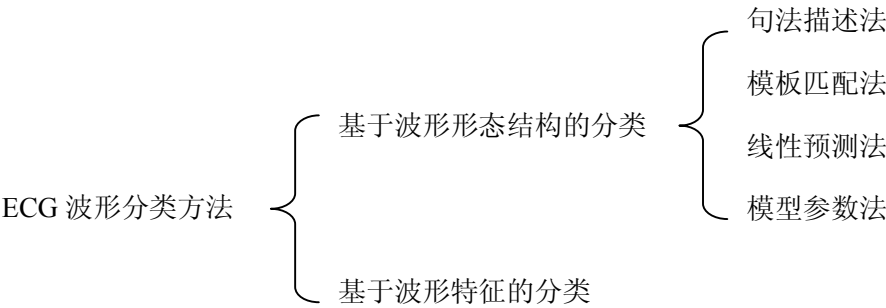


图 4-1 ECG 波形的分类方法

基于波形形态结构的分类法能够很好地判别不同形态的 ECG 波形，但是也存在不足，由于 ECG 信号种类复杂，当待测波形与模板中存储的波形差异很大时，很容易判错波形的类别，并且这种方法很容易受到噪声的干扰，因此，在实

际中较少用到该分类方法。

基于波形特征的分类方法的基本思想是：提取 ECG 信号的特征参数，利用正常与异常的 ECG 波形在某一种特征或多种特征空间上不同的表现来区分^[7]，此方法包括两部分：（1）特征参数的选择与提取；（2）分类器的设计。

ECG 信号中特征的提取方法很多，在判别时，提取参数的种类也各不相同可以从多角度、多模式的特征对 ECG 信号进行表示，因此该方法在临床研究中运用得比较多，很有发展前途。

4.1 常用的心电信号分类方法

心律失常分类的方法种类较多，方法有^[51]：逻辑分支判决法、模板匹配法、神经网络法、模糊模式法、贝叶斯分类法、支持向量机等方法，以下介绍常用到的分类方法：

（1）逻辑分支判断法

逻辑分支判断法是一种比较简单的分类方法，与医生对 ECG 信号的分析思路和经验相类似，是基于波形特征的分类方法中的一种。

逻辑分支判断法的基本思想是：在正确识别 ECG 信号各特征点的基础上，计算信号的各特征参数，根据提取的特征参数，按照一定的判断规则来对 ECG 信号进行分类。

该方法操作简单，速度快，但是前提是 ECG 信号的各特征波形的正确检测与识别，并且各特征参数精确测量，噪声对诊断的结果有很大的影响。

（2）神经网络法

神经网络法有很好的自适应能力，对于复杂多变的 ECG 信号，运用此方法，可以对波形进行比较准确的分类。

其基本原理是：（a）待 ECG 各特征点检测出来以后，提取特征参数；（b）利用提取的参数作为网络的输入，对样本进行训练学习，调整网络的参数，形成几个不同的类别；（c）网络稳定后就可以对 ECG 信号进行分类。

神经网络法也存在不足之处：没有统一的理论作为指导；没有明确的方法指导模型结构参数；要进行大量的样本学习，时间较长。

（3）模糊模式识别法

由于 ECG 波形分类的复杂性，促使了向模糊理论方面的发展，可以把不同类型的 ECG 波形看作不同的模式，然后利用模糊理论的相关原理和方法对信号

分类。

模糊模式识别法的基本操作步骤是^[18]：(a) 检测 ECG 各特征点，提取特征参数；(b) 把提取的参数进行模糊化；(c) 通过制定的模糊决策规则，对 ECG 信号进行分类。

该方法中推理规则的增减给系统带来的影响很难预测，从而限制了模糊模式识别法在 ECG 信号的分类中的应用。

(4) 支持向量机法

支持向量机是 Vapnik 等人根据统计学理论提出的一种新的通用学习方法^[52]，是近些年来研究的热点之一。它建立在 VC 维理论和结构风险最小原理的基础上，以现有的样本为基础，在模型的复杂性和学习能力之间寻求最佳折中，以获取最优解^[4]。

支持向量机克服了以上几种方法的缺点，具有很高的泛化能力，所以在支持向量机方面的研究有很多，应用得也很广泛。

4.2 几种心律失常疾病的介绍

心律失常的发生频率和类型反映了心脏电活动的稳定性，并且会影响心脏的正常同步收缩时序，降低了心脏泵血效率，威胁生命健康，因此要尽早识别心律失常^[46,53]。

这里对房性期前收缩、房性期前收缩、左束支传导阻滞、右束支传导阻滞这 4 种常见的心律失常以及正常心律波形图及特点介绍如下：

(1) 正常心律

正常心律的心电图波形如图 4-2 所示，其中“●”表示正常心拍心电图的特点如下^[54]：

① QRS 波群时间小于或等于 0.10s，形状瘦且窄，反映左右心室同步除极，室内传导正常，正常窦性节律一般有 10%的波动；

② P-P 间期基本均匀，在短时间内（5~10s）内相差小于 0.16s；

③ 每一个 P 波之后都跟随出现一个 QRS 波群，P-R 间期范围是 0.12s~0.20s，反映了房室传导正常；

④ P 波的频率范围为 60~100 次/分，一般情况下是 60~80 次/分。

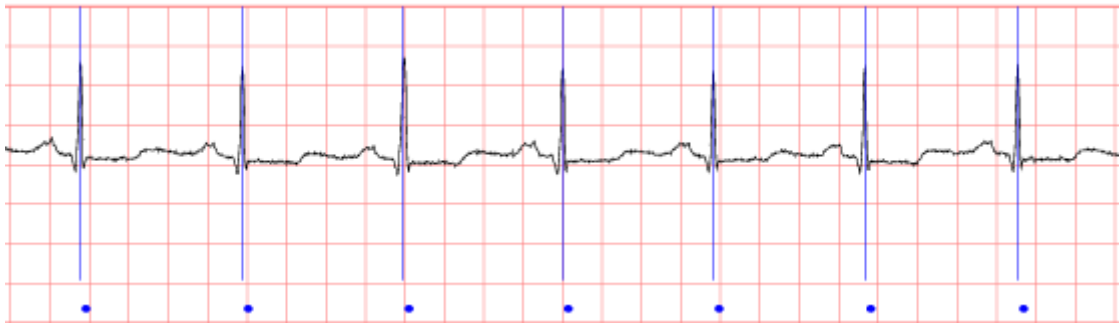


图 4-2 正常心律

(2) 房性期前收缩

房性期前收缩^[54]：也称为房性早搏，源于左右心房、房间隔、上下腔静脉和冠状静脉窦口附近的过早搏动，在窦房结能够发生下一次冲动前，心房单个敏感区发放冲动产生房性早搏、心电信号节律性异常自动分析研究，心电图波形如图 4-3 所示，其中 A 表示房性早搏心拍，心电图的特征如下^[55]：

① P 波提前出现，P-R 间期大于 0.12s；若没有 P-R 间期，即房性期前收缩后无 QRS 波群；

②具有不完全性代偿间歇，即表示期前收缩在内前后两个窦性 P 波的间期小于窦性 P-P 间期的 2 倍；

③房性期前收缩下传的 QRS 波群形态通常比较正常，较早发生的房性期前收缩有时可能出现宽大畸形的 QRS 波群，称为室内差异性传导；无室内传导差异时，QRS 波群正常。

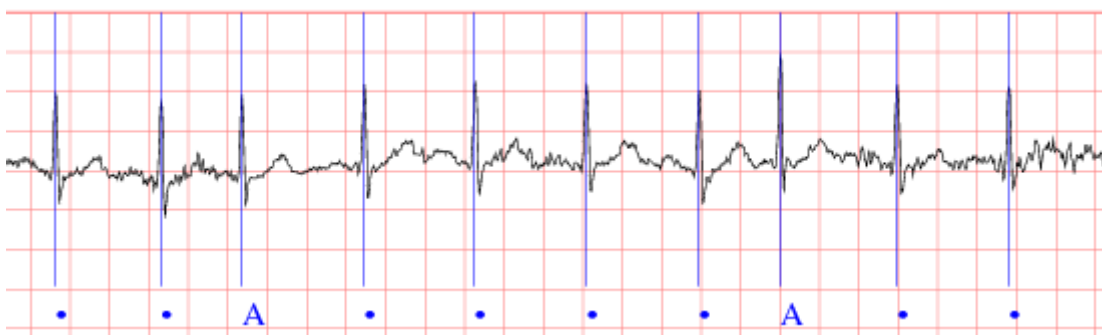


图 4-3 房性早搏

(3) 室性期前收缩

室性期前收缩，也称为室性早搏，指在窦性没有到心室之前，心室中的某起搏点提前发生激动，引起心室除极^[7]。心电图波形如图 4-4 所示，其中 V 表示室性早搏心拍，心电图的特征如下^[52]：

- ①提早出现宽大畸形的 QRS 波群，其前面无相关 P 波；
- ②T 波大多与 QRS 主波的方向相反，成人 QRS 时限大于 0.12s，小儿时限大于 0.10s；
- ③有完全性代偿间歇：即期前收缩前后 P-P 间距等于正常窦性 P-P 间期的 2 倍。

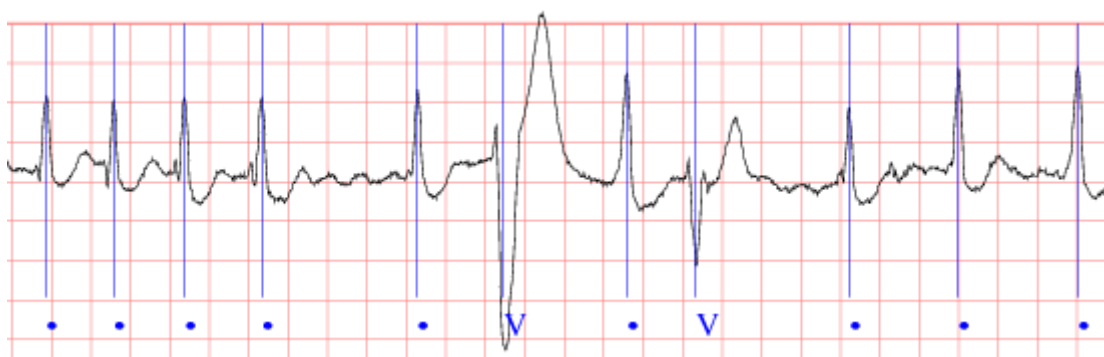


图 4-4 室性早搏

(4) 左束支传导阻滞

左束支传导阻滞的心电图波形如图 4-5 所示，其中 L 表示左束支传导阻滞心拍，心电图的特征如下：

- ① QRS 时间延长，QRS 波群宽度随年龄的不同而会有变化，成人大于或等于 0.12s，年长小儿大于 0.10s，婴儿大于或者等于 0.09s
- ②ST-T 的方向与 QRS 主波的方向相反；
- ③左室壁激动时间延长，成人大于 0.06s，儿童大于 0.04s

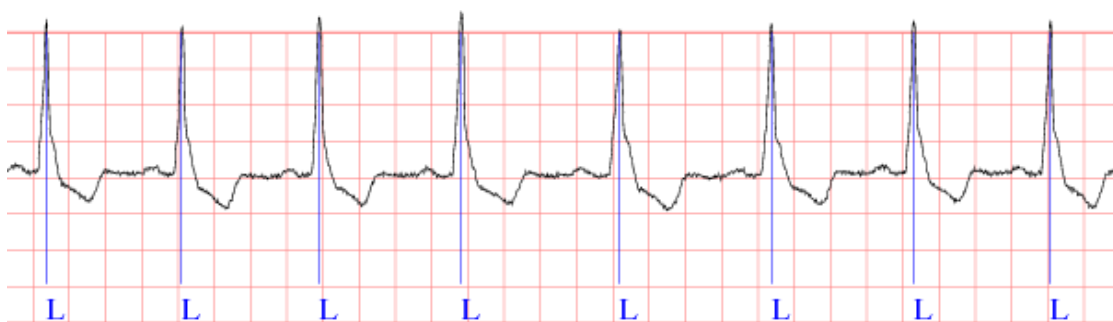


图 4-5 左束支传导阻滞

(5) 右束支传导阻滞

右束支传导阻滞的心电图波形如图 4-6 所示，其中 R 表示右束支传导阻滞心电图的特征如下：

- ① QRS 时间延长，QRS 波群宽度随年龄的不同而会有变化，成人大于或等

于 0.12s，年长小儿大于 0.10s，婴儿大于或者等于 0.09s；

②右室壁激动时间延长，成人大于 0.06s，儿童大于 0.05s；

③ST-T 的方向与 QRS 主波的方向相反；

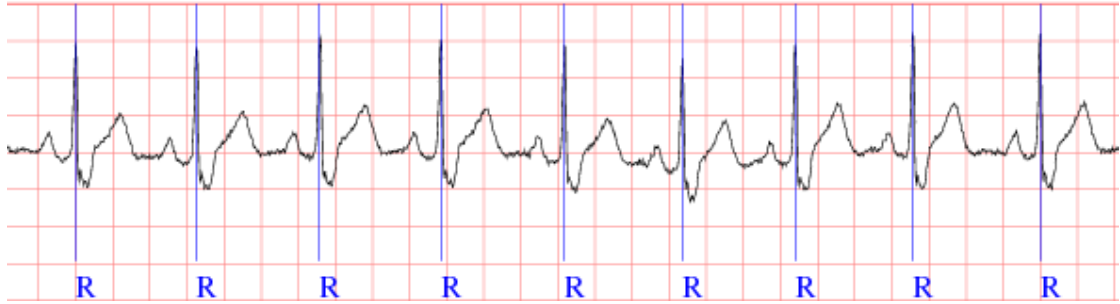


图 4-6 右束支传导阻滞

4.3 基于模板匹配与支持向量机的心电信号分类方法

在 4.1 节中已经介绍了几种常见的心律失常的分类方法，本文应用基于模板匹配与支持向量机的分类方法对心律失常信号进行分类。

4.3.1 模板匹配算法原理

本文用相关系数法来衡量模板匹配的相似程度，设 $A[N]$ 为 ECG 模板信号， $B[N]$ 为待测心拍的信号，则两者的相关系数可表示为：

$$r(A, B) = \frac{\text{Cov}(A, B)}{\sqrt{D(A) \cdot D(B)}} \quad (4-1)$$

其中 D 表示离散随机信号序列的方差，其表达式为：

$$D(T) = E \{ T - E(T) \}^2 \quad (4-2)$$

$\text{Cov}(A, B)$ 为 A 和 B 的协方差，表达式为：

$$\text{Cov}(A, B) = E \{ [A - E(A)][B - E(B)] \} \quad (4-3)$$

其中 E 为信号的数学期望。 $|r(A, B)|$ 值的范围在 0 和 1 之间，值较大时，表示 A 和 B 两者的线性关系比较紧密。ECG 信号有正向与负向的分别， $r(A, B)$ 的大小表现出不同的含义：

- (a) $r(A, B)$ 很小或者越接近 0 时，表示两心拍在形态上相差很大；
- (b) $r(A, B)$ 越接近 1 时，表示两心拍的信号越相似。

4.3.2 支持向量机理论

支持向量机 (SVM) 是一种理想的学习机方法, 最显著的特点是: 不用预先知道输入样本数据的分布情况, 可以通过样本训练, 进行自学习, 得到最优分类面, 并且结构简单。支持向量有很好的鲁棒性特点, 输入有扰动时, 输出结果可以不发生变化, 很适合于类型复杂的 ECG 信号的分类^[56]。通常将支持向量机分两种情况讨论: 线性可分和线性不可分。

(1) 线性可分

设线性可分样本训练集 (X_i, y_i) , 其中 $i = 1, 2, \dots, N$, $X \in R^n$, $y \in \{-1, 1\}$, N 为训练样本数。

根据类别 y 的不同可把样本分为正样本集和负样本集两类, 若 X_i 属于正样本集类, 则 $y_i = 1$; 若属于负样本集类, 则 $y_i = -1$ 。

线性可分情况下, 存在一个分类面, 使得样本能完全分开, 该分类面可以描述为:

$$(W \cdot X) + b = 0 \quad (4-4)$$

如图 4-7 中所示, L_1 、 L_2 、 L_3 都是分类面。

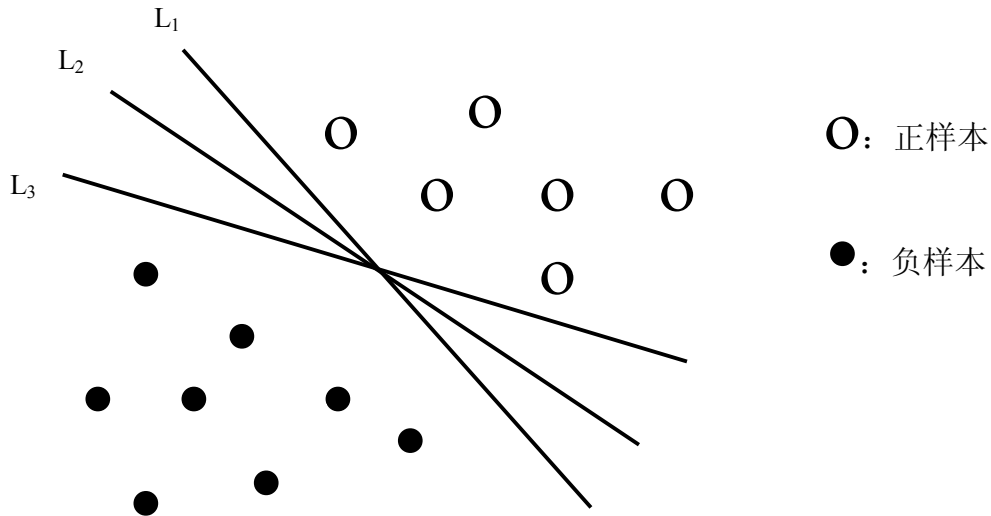


图 4-7 分类面

最优分类面示意图如 4-8 所示:

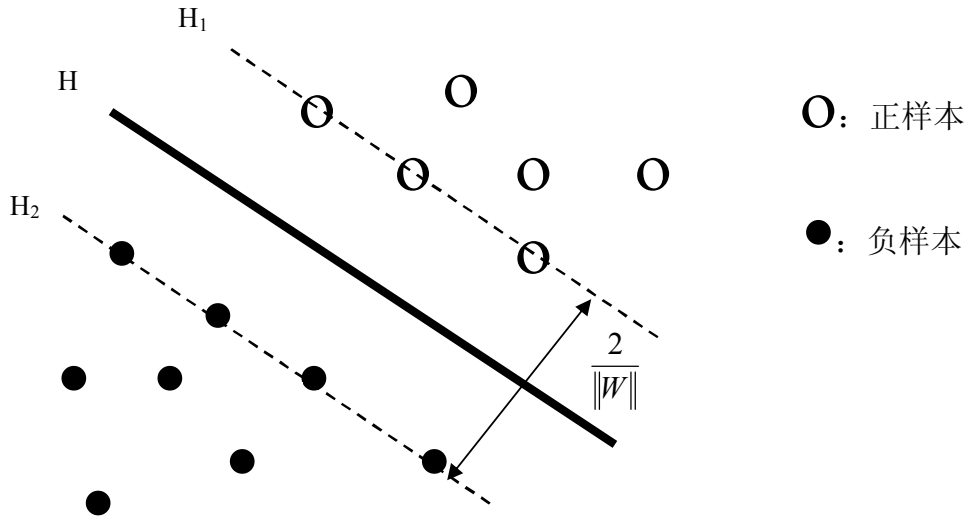


图 4-8 最优分类面

其中：H 为最优分类面，最优分类面是能使两类样本完全分开，且使得 $\frac{2}{\|W\|}$ 的值最大。图 4-7 中，存在分类面 L_1 、 L_2 、 L_3 等多个分类面都能把两类样

本完全分开，但是不满足使得 $\frac{2}{\|W\|}$ 的值最大，因此不能称作最优分类面。 H_1 、 H_2 分别为^[57]：各类样本中离最优分类面 H 最近的样本并且与 H 线平行； $\frac{2}{\|W\|}$ ： H_1 和 H_2 之间的距离；

支持向量：处于 H_1 和 H_2 上的样本。

构造最优分类面的方法是：找到一个向量 W 以及一个常数 b ，满足约束条件如下：

$$y_i[(W \bullet X_i) + b] - 1 \geq 0, \text{ 其中 } i = 1, 2, \dots, N \quad (4-5)$$

且使向量 W 具有最小范数

$$\min \rho(W) = \frac{1}{2} \|W\|^2 \quad (4-6)$$

满足公式 (4-5) 和 (4-6) 的平面就可以成为最优分类面，为了能够得到最优分类面，就是要求解公式 (4-5) 和公式 (4-6) 的二次优化问题。经典的求解方法可以利用 Lagrange 乘子算法来求解，Lagrange 方程如下：

$$L(W, b, a) = \frac{1}{2} \|W\|^2 - \sum_{i=1}^N a_i \{y_i[(X_i \bullet W) + b] - 1\} \quad (4-7)$$

其中 a_i 为 Lagrange 乘子， $a_i \geq 0$ ，对式 (4-7) 对 W 和 b 求偏微分，可以得

到如下式子：

$$\begin{cases} W = \sum_{i=1}^N y_i a_i X_i \\ \sum_{i=1}^N y_i a_i = 0 \end{cases} \quad (4-8)$$

把以上两式代入到公式（4-7）中，得到对偶规划为：

$$\begin{cases} \max M(a) = \sum_{j=1}^N a_j - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N y_i a_i y_j a_j (X_i \bullet X_j) \\ \sum_{i=1}^N y_i a_i = 0 \end{cases} \quad (4-9)$$

由式（6）可求得最优解 a^* ，则可得到 W^* ，其解为：

$$W^* = \sum_{i=1}^N y_i a_i^* X_i \quad (4-10)$$

在求解优化过程中，提供了互补条件：

$$a^* \left((y_i (W^* \bullet X_i) + b) - 1 \right) = 0, i=1, 2, 3, \dots, N \quad (4-11)$$

最优解 W^* 和 a^* 可由二次规划算法得到，因此这里只需选取一个支持向量 X_i ，就可求得 b^* 的值，如下所示：

$$b^* = y_i - \sum_{i=1}^N y_i a_i^* (X_i \bullet X_j) \quad (4-12)$$

由此可以得到的决策函数具有如下形式：

$$f(X) = \text{sgn} \left\{ \sum_{i=1}^N y_i a_i^* (X_i \bullet X_j) + b^* \right\} \quad (4-13)$$

（2）线性不可分

线性可分支持向量机是理想情况，实际中很少存在，由于噪声等干扰存在，样本很难被一个平面正确分开，因此线性不可分支持向量机在实际的分类中很常见。

要解决非线性问题^[58]，就是要把样本映射到另一个高维空间，在高维空间中应用原空间的函数实现内积运算，以此实现非线性问题变换成另一高维空间的线性问题，在此空间中构造最优分类面，使得样本的分类有最小的平均误差。这种非线性变换是通过函数来实现的，把这函数称为核函数。

图 4-9 为非线性变换的示意图：

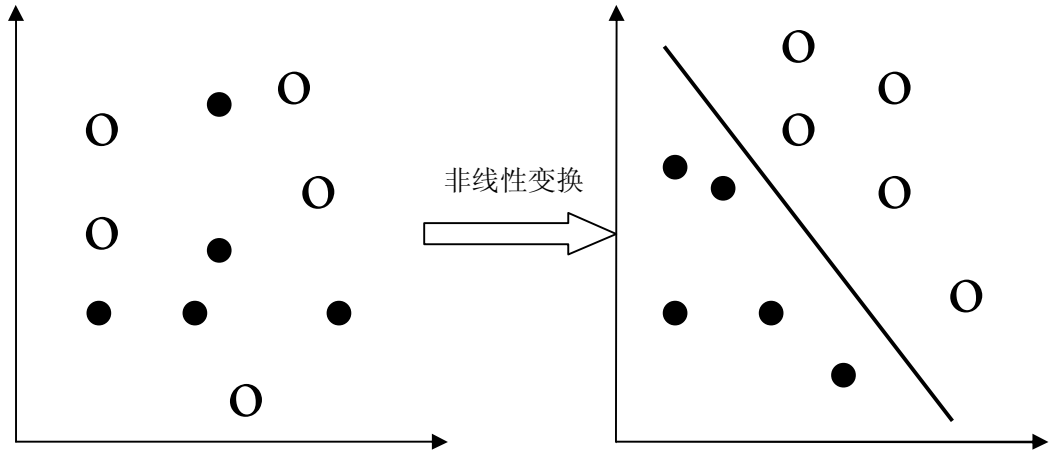


图 4-9 为非线性变换

线性不可分支持向量机最大的特点是：引入松弛变量和相应的惩罚因子，可以很大地提高系统的鲁棒性。

设线性不可分样本训练集 (X_i, y_i) , $i = 1, 2, \dots, N$, $X \in R^n$, $y \in \{-1, 1\}$ 其中, N 为训练样本数。

构造最优分类面的方法是在线性方法的基础上加上松弛变量 ξ_i , 约束条件变为:

$$y_i[(W \bullet X_i) + b] - 1 + \xi_i \geq 0 \quad (4-14)$$

其中 $i = 1, 2, \dots, N$ 且 $\xi_i \geq 0$

在构造函数时, 需要加入惩罚因子 C , 使得 $C \sum_{i=1}^N \xi_i$ 与 $\frac{1}{2} \|W\|^2$ 的和值最小, 所以, 二次规划方程变为:

$$\begin{cases} y_i[(W \bullet X_i) + b] - 1 + \xi_i \geq 0 & i = 1, 2, \dots, N \\ \min \rho(W) = \frac{1}{2} \|W\|^2 + C \sum_{i=1}^N \xi_i \end{cases} \quad (4-15)$$

其中惩罚因子 C 是可调节的参数, 表示样本被错分时的惩罚程度, C 值越大, 表示惩罚越重。

选取合适的核函数 K 和惩罚因子 C , 对偶规划问题变成:

$$\begin{cases} \max M(a) = \sum_{j=1}^N a_j - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N y_i a_i y_j a_j K(X_i \bullet X_j) \\ \sum_{i=1}^N y_i a_i = 0, 0 \leq a_i \leq C \text{ 且 } i = 1, 2, \dots, N \end{cases} \quad (4-16)$$

通过公式 (4-16) 可以得到最优解 a^* , 选取 a^* 的一个正分量, 可求得 b^*

的值:

$$b^* = y_i - \sum_{i=1}^N y_i a_i^* K(X_i \bullet X_j) \quad (4-17)$$

因此, 根据线性可分的求解过程, 最优分类面决策函数变为:

$$f(X) = \text{sgn} \left\{ \sum_{i=1}^N y_i a_i^* K(X_i, X) + b^* \right\} \quad (4-18)$$

4.3.3 核函数的选取

在支持向量机中, 使用不同的核函数, 会产生不同的支持向量机算法。目前, 常见的核函数有以下3种^[59~62]:

(1) 线性核函数

$$k(X, Y) = \langle X, Y \rangle$$

(2) 二次核函数

$$k(X, Y) = \langle X \bullet Y \rangle (\langle X \bullet Y \rangle + 1)$$

(3) 多项式核函数

$$k(X, Y) = (\langle X \bullet Y \rangle + m)^n$$

其中 m 为常数, n 为多项式的阶数, 当 $m=0$, $n=1$ 时, 此时核函数为线性核函数。

(4) 径向基核函数

$$k(X, Y) = \exp \left\{ -\frac{|X - Y|^2}{2\sigma^2} \right\}$$

其中, σ 为常数。

4.3.4 支持向量机解决多类问题

支持向量机最初针对的是两分类的问题, 但是随着研究领域和研究范围的扩大, 两分类问题不能满足现在的发展状况, 因此, 支持向量机向多分类方面发展的趋势已成为必然。

现有的多类支持向量机方法一般包括以下三种方法^[31,52]: 一对多方法、一对一方法、方向非循环图法, 下面分别介绍这几种方法:

(1) 一对多方法

一对多方法是：把所有样本分为两类，其中一类样本是所有样本中抽取出来的一个类别，其余的样本则作为另一个类别，然后用两类支持向量机分类器对样本进行分类。假如有 M 个类，则用这种方法需要 M 个分类器，即有 M 个决策函数，用 M 个分类器对待测样本进行分类，决策函数取最大值所在的类别即待测样本的类别。

该方法简单，速度快，但是也有缺点，当两类样本的数量相差太大时，会影响分类的结果。

(2) 一对一方法

一对一方法是：假设样本有 M 个类别，从其中任选两个类别用支持向量机进行分类，然后再从其中取不同的类别进行分类，即对 M 中任意两类别进行分类，共需要 $M(M-1)/2$ 个分类器，然后用投票法决定待测样本的类别，票数最多的一类即待测样本的类别。

该方法的训练时间较长，但是比一对多方法有更强的泛化力。

(3) 方向非循环图法 (DAG) [63,64]

方向非循环图法是：假设有 M 个类别，从 M 个类别中任意选出两个不同的类别，需要 $M(M-1)/2$ 个分类器，该方法训练时间较短，具体的分类方法如图 4-10 所示：

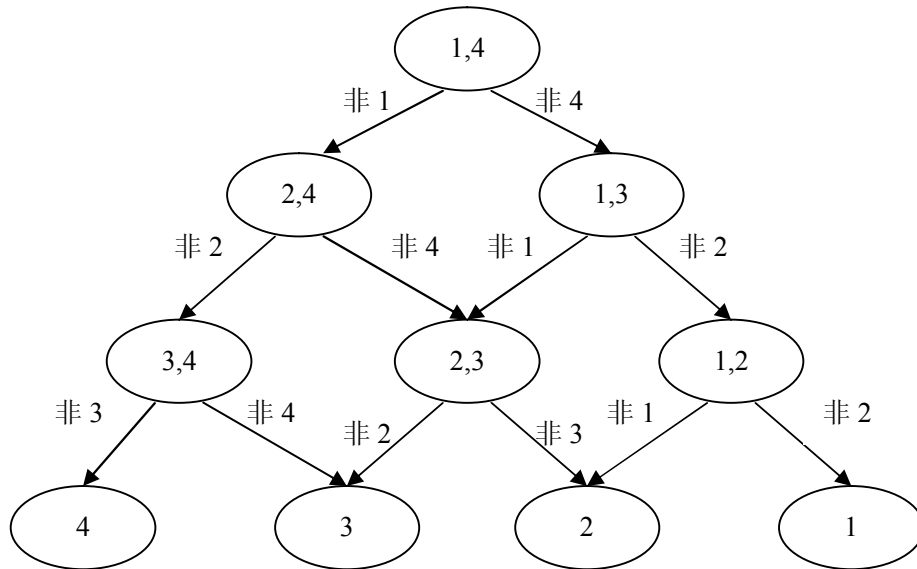


图 4-10 方向非循环图法

4.3.5 特征参数提取

ECG 信号的特征有很多，判别各种心拍的特征有 QRS 宽度，RR 间期，R 波幅度、P 波、T 波的幅度和时限等等^[65]，虽然 P 波和 T 波的特征也是临床检测经常采用的依据，但是检测很复杂，并且在检测容易出现错误，因此本文的心拍特征参数提取避开 P 波、T 波，提取的特征参数有 RR 间期、QRS 波宽度、早搏度、心拍宽度。

(a) RR 间期

RR 间期定义为：当前 R 波与前一个 R 波的间距。

(b) QRS 波宽度

QRS 波宽度定义为：QRS 波的起点到终点的距离。

(c) 早搏度

如果对第 i 个心拍进行分类，并把此心拍视为当前心拍，记为 CB，第 $i-1$ 个心拍记为 PB，第 $i+1$ 个心拍记为 NB，这三个心拍的对应的 R 波峰值位置分别为 $R(i-1)$ 、 $R(i)$ 、 $R(i+1)$ ，当前心拍的 RR 间期为 $R(i)$ 与 $R(i-1)$ 的距离，记为 $RR(i)$ 。

早搏度的定义为：当前 RR 间期与之前两个 RR 间期均值的比值，公式如

(4-20) 所示：

$$RPJ(i) = \frac{RR(i) + RR(i-1)}{2} \quad (4-19)$$

$$ZB(i) = \frac{RR(i)}{RPJ(i)} \quad (4-20)$$

(d) 心拍宽度

ECG 的一个心拍包括，从 P 波的起始点至 T 波的终点，正常心拍的 RR 间期范围是 0.60~0.1s；PR 间期是 0.12~0.20s；QT 间期是 0.32~0.44s，因此这里模板的选取应加上 P 波起点前的一段和 T 波终点后的一段长度。

根据上面所述，一个心拍的宽度可以定义为以 R 峰位置为中心，分别向前、后偏移一定的距离。假设当前 R 峰位置之前的位置是 P，当前 R 波与前一个 R 波之间的距离，后一个 R 波之间的距离的分别为 P_1 和 P_2 ，R 峰位置之前有 M 个采样点，R 峰位置之后有 N 个采样点，则定义：

$$M = \frac{1}{2} P_1 \quad N = \frac{2}{3} P_2$$

则模板信号的宽度为：

$$M + N = \frac{1}{2} P_1 + \frac{2}{3} P_2 + 1$$

信号序列可以表示为：

$$[P-M, P-N] = \left[P - \frac{1}{2}P_1, P + \frac{2}{3}P_2 \right]$$

此方法获取的模板宽度会随信号的不同而发生变化，即通过 RR 间期确定模板宽度。

4.3.6 ECG 分类算法

经过预处理、波形特征点检测和特征参数提取，就可以根据参数的临床意义，对 ECG 信号进行分类研究。本节将对正常心律、房性期前收缩、房性期前收缩、左束支传导阻滞、右束支传导阻滞心拍进行分类。

本文中将 ECG 分类算法分为两个步骤：

(a) 先对待测样本用模板匹配法进行第一次分类，若相关系数满足某个阈值 T_1 ，则直接可以确定心拍类型，心拍类型为待测样本与模板库中最大相关系数的模板所在的心拍类型；否则，用支持向量机法对待测样本进行第二次分类；

(b) 通过支持向量机分类确定的待测心拍的类型，再用此心拍与模板库中同类型的模板计算相关系数，若相关系数的最大值满足某个阈值 T_2 ，则此心拍可加入相关类型的模板库，更新模板库；否则，此心拍不用加入模板库中。

算法流程图如 4-10 所示：

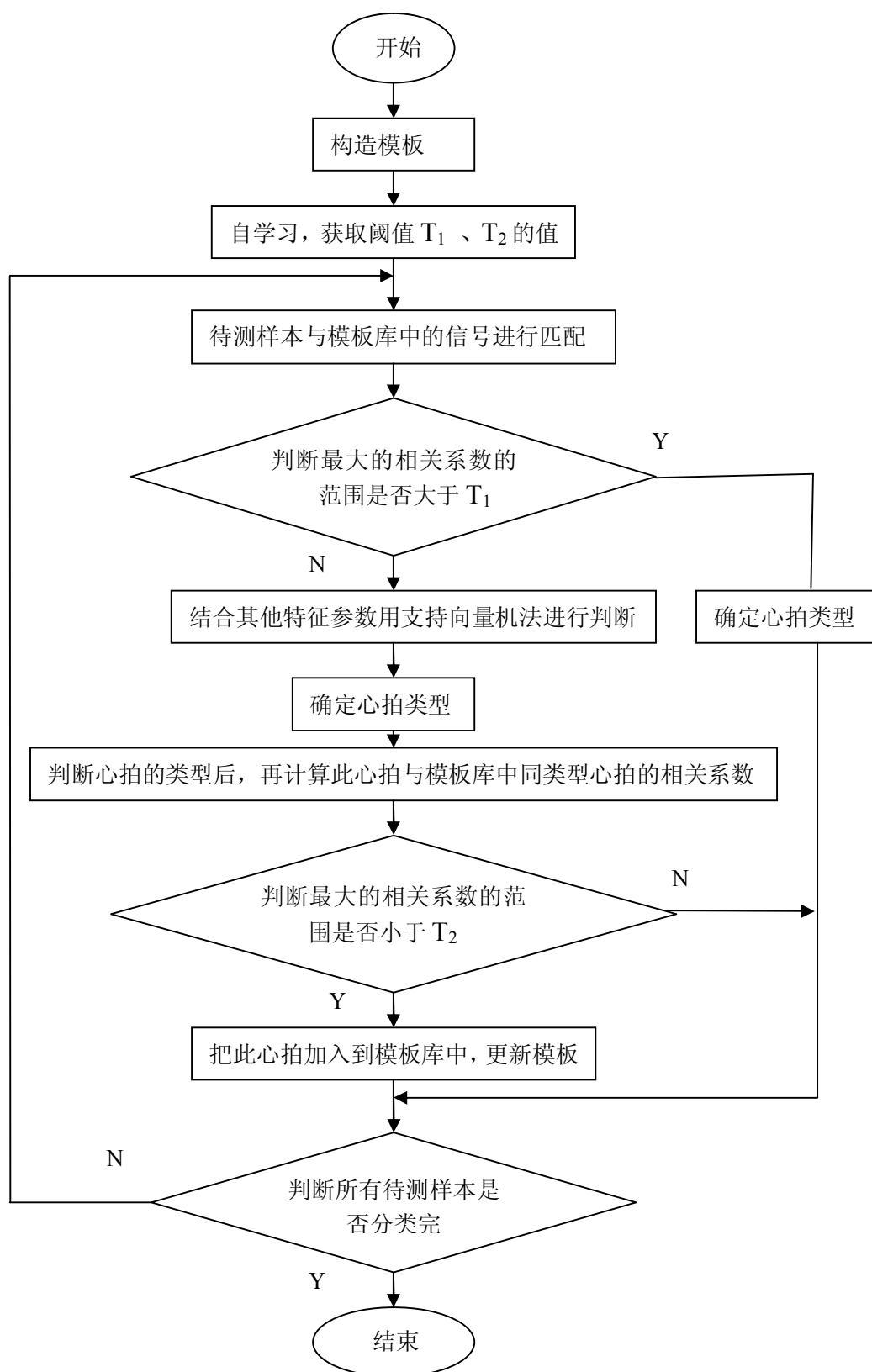


图 4-10 算法流程图

具体的分类算法步骤如下：

(1) 模板的构造

按照构造心拍宽度的方法构造模板，通过这种方法构造的模板库，模板的宽度会随信号而发生变化。

(2) 建立模板库

按照以上的模板构造方法，在 MIT-BIH 心电数据库中选择正常心律、房性早搏、房性早搏、左束支传导阻滞、右束支传导阻滞这 5 种心拍各 100 个作为训练样本模板，待测心拍也按照以上方法进行选取，正常心拍个数为 100，房性早搏和室性早搏个数分别为 80 个，其它心拍的个数分别为 60 个。

(3) 自学习，获取阈值

对模板库中的训练样本进行自学习，每种心拍选取 50 个作为待测样本，其余则作为训练样本，通过学习得出阈值 $T_1=0.975$ ，阈值 $T_2=0.65$ 。

(4) 进行模板匹配

计算待测心拍与模板库中的样本的相关系数，在计算时应该注意，由于相关系数的计算方法要求两个匹配的信号具有相同的长度，而待测心拍的心拍的长度与模板库中样本的长度不一致，因此，这里选取一种方法，使得进行匹配的两信号的长度相同。

假设待测心拍的信号序列为 $[A, B]$ ，其 R 波的位置为 M ，训练样本的信号序列为 $[C, D]$ ，其 R 波的位置为 N ，则可以定义如下：

待测信号和训练样本 R 波左侧位置的长度：

$$X = \min[M - A, N - C]$$

待测信号和训练样本 R 波右侧位置的长度：

$$Y = \min[B - M, D - N]$$

则待测心拍信号序列为： $[M-X, M+Y]$

训练样本心拍信号序列为： $[N-X, N+Y]$

(5) 用模板匹配法对待测样本进行分类时，如果某个心拍与模板匹配时的相关系数的最大值大于 0.975，则可直接判断该心拍的类型；否则结合其他的特征参数，用多类支持向量机中的方向非循环图法对样本进行进一步地判断。

(6) 更新模板

通过支持向量机法判断的心拍类型，再用模板匹配法计算与同类型心拍的相关系数，若相关系数的最大值小于 0.65，则证明此心拍与同类型心拍的形态差异比较大，因此可把此心拍加入到模板库中，更新模板库，这样做能提高分类的准

确率。

4.4 实验结果与及分析

用以上提出的方法对待测样本进行测试，实验结果如表 4-1 所示：

表 4-1 样本测试结果

心拍类型	心拍数	检出心拍数	多检数	漏检数	正确率
正常心拍	100	100	1	1	98%
房性早搏心拍	80	78	1	3	95%
室性早搏心拍	80	81	2	1	96.25%
左束支阻滞心拍	60	64	4	0	93.33%
右束支阻滞心拍	60	57	1	4	91.67%

从表 4-1 中可以看出，用本文提出的方法检测心拍的准确率比较高，而且运算速度也比较快，首先用模板匹配法对待测心拍进行检测，可以减少后来待检测的心拍数量，验证了算法的可行性。

4.5 本章小结

本章的主要工作是对 ECG 信号的分类，提出了基于模板匹配与支持向量机的 ECG 信号分类方法。首先介绍了常用的分类算法以及本文中算法所用到的理论基础。本文选取了四种常见的心律失常，房性期前收缩、房性期前收缩、左束支传导阻滞、右束支传导阻滞，以及正常心律信号进行分类，用数据库中的数据对该方法进行测试，取得了较好的结果。

第5章 总结与展望

现代科学和经济的快速发展，推动了医学方面的进展，人们对健康的要求也在不断提升。

医学的快速发展，促使提高 ECG 信号检测、识别准确率和心律失常分类效果，加快了 ECG 信号处理和人工智能在医学方面中的发展步伐。

近年来，老龄化的加剧，心血管疾病的发病率逐年升高，死亡率也相应的升高。心血管疾病的及早发现，准确判断，对提高人们的健康和生活水平有着很重要的意义。

5.1 总结

本文围绕 ECG 信号的预处理、特征点的检测以及心律失常的分类等几个方面的技术展开研究，主要的工作和创新点如下：

(1) ECG 信号中存在的工频干扰、基线漂移、肌电干扰等各种噪声对特征点的检测和诊断分类有着很重要的影响。

针对 ECG 信号噪声的来源及特点，以及常见的处理 ECG 噪声方法中存在的优、缺点，采用了基于形态学和小波相结合的方法来消除 ECG 信号的噪声，用该算法对 MIT-BIH 数据库中的数据进行检测，滤波效果比较好，可以证明该算法的可行性。

因为形态学滤波的能够较好地保留原始的 ECG 信号，小波法使噪声数值变得很分散，可以最大限度减少噪声而且也能很好的保留原始 ECG 信号，因此两种方法相结合，对信号的影响比较小，而且对下一步特征点检测的影响也很小。

(2) 特征点的检测是心律失常分类的基础，其中最重要的是 QRS 波的检测与识别。针对 QRS 波的特点，以及各种方法在检测 QRS 波时存在的不足之处，本文采用了一种基于形态学的自适应阈值算法。

自适应阈值算法中，幅度阈值和 RR 间期会随着波形的变化而变化，具有很好的自适应性，但是高大的 P 波、T 波等大幅度波会干扰 R 波的检测，因此需要提取 QRS 波的信息，对 R 波进行检测，避免 P 波、T 波等大幅度波带来的干扰，用形态学的方法可以提取 QRS 波的峰谷信息，提高了 R 波的检测正确率。

(3) 本文对房性期前收缩、室性期前收缩、左束支传导阻滞、右束支传导阻滞这 4 种常见的心律失常以及正常心律信号进行分类，提出了基于模板匹配与

支持向量机的心电信号分类方法。由于支持向量机有较强地泛化能力,所以运用此方法来分类,但是针对 ECG 信号数据量大的问题,支持向量机方法中加入了模板匹配的方法,这样可以减少时间,提高效率。

5.2 展望

本文中所运用到的方法在处理 ECG 信号上取得了一定的效果,但是不能只用一种方法就能解决所有的 ECG 信号中所存在的问题,因为 ECG 信号会随环境和人自身的影响而变化着,而且科学的发展不会一直停滞不前,因此更需要进一步地研究,促进方法和算法的不断改进,以满足时代的发展需求。目前,针对 ECG 信号预处理、特征点检测识别以及分类问题中存在的问题和不足,还需要做以下的工作:

(1) ECG 信号的预处理中,主要是噪声问题,本文中所提出的去噪方法对噪声的去除效果还有不足之处:在应用形态学提取 QRS 峰谷信息时,没能完全保留 QRS 的全部信息,这可能会对以后的检测带来影响;算法的去噪效果还不是非常好,因此还需要进一步的改进算法,使去噪后的效果能尽可能地保留 QRS 波的细节信息。

(2) ECG 波形特征点检测中的改进,目前已有很多文献涉及 QRS 波形的检测,而且算法已经比较成熟,但是还有需要完善的地方。

P 波、T 波、U 波等低幅度波形的特征不明显,检测相对 QRS 波来说较难,技术还不成熟,因此需要提高此类波形的检测技术。

(3) 特征参数的提取。ECG 信号中的特征参数比较多,但是在分类算法中提取所有的特征参数对 ECG 进行分类有很大的难度,而且提取过多的特征参数会影响分类的速度,使得效率降低。因此,需要选取合适的方法提取适当数量的特征参数,使 ECG 得诊断分类的准确率高,而且又不会很大地影响算法的速度。

(4) 模板的选取。本文的数据均来自于 MIT-BIH 数据库,模板选取的原则是尽可能地使每类模板的波形形态差异较大,这样可以提高分类的准确率,但是由于心电数据库中的数据量太大,模板的选取存在一定的困难。因此,需要完善这方面的技术。

以上都是需要进一步改进和完善的地方,本文的工作还只是智能处理在 ECG 信号应用研究中的一部分,只是停留在理论中的研究,并没有付诸于实践,如果把以上方法应用到临床实践中,还需要做出更大的改进工作。

对 ECG 的研究已经有几十年的历史，国内外的科研工作者都付出了很大的贡献，但是不能满足现况，应该立足现在，把新的技术和方法引入到 ECG 的研究中来，提高全人类的健康水平。

参考文献

- [1]陈永利. 动态心电自动分析中 QRS 复合波检测算法研究[D]. 博士学位论文, 浙江大学, 2006
- [2]陈长亮. 心电图的计算机智能分析系统[D]. 硕士学位论文, 山东大学, 2006
- [3]冯俊. 基于特征提取与神经网络的心电图分类研究[D]. 硕士学位论文, 四川师范大学, 2005
- [4]高彩红. 心电信号临床信息的自动识别研究[D]. 硕士学位论文, 江苏大学, 2010
- [5]曹国超. 动态心电图波形改进分类策略研究[D]. 硕士学位论文, 天津理工大学, 2008
- [6]陈长亮. 心电图的计算机智能分析系统[D]. 硕士学位论文, 山东大学, 2006
- [7]季虎. 心电信号自动分析关键技术研究[D]. 博士, 国防科学技术大学, 2006
- [8]蒋星. 基于独立分量分析特征提取的心电信号模式识别的研究[D]. 硕士学位论文, 上海交通大学, 2007
- [9]刘尚明. 12 导同步心电波形数据库的建立及波形分析研究[D]. 硕士学位论文, 山东大学, 2003
- [10]唐国栋. 基于小波变换心电信号自动分析技术的研究[D]. 硕士学位论文, 中南大学, 2008
- [11]何俊. 心电信号降噪及 QRS 波检测算法研究[D]. 硕士学位论文, 西南科技大学, 2007
- [12]陈天华, 陈茜. 一种消除心电信号噪声的数字滤波方法[J]. 世界科学技术-中医药现代化, 2005,7(1): 1-5
- [13]Thakor, N.V. Low-pass differentiators for biological with known spectra: application to ECG signal processing, IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 1990, 37(4): 416~425
- [14]Nazan Ucar,F., Koruerk,M., Tazgan,E. . Laguna.P, A noise reduction algorithm in ECGsignal using wavelet transform[J]. Biomedical Engineering Days proceeding of the 1998 Internal Conference, 1998: 35~39
- [15]马文. 基于小波变换的心电信号滤波算法[D]. 硕士学位论文, 兰州大学, 2009
- [16]侯宏花, 桂志国. 基于小波熵的心电信号去噪处理[J]. 中国生物医学工程学报, 2010, 29 (1): 1~8
- [17]张德平, 贾文娜等. 基于提升方案的心电信号去噪算法[J]. 计算机仿真, 2010, 27 (10): 1-4
- [18]王晓楠. 心电信号节律异常自动分析研究[D]. 硕士学位论文, 东南大学, 2009
- [19]谢远国. 心电波形的检测与分类技术研究[D]. 硕士学位论文, 天津大学, 2004
- [20]BU Kohler, C Hennig . The Principles of Software QRS Detection[J]. Engineering in Medicine and Biology Magazine, IEEE , 2002, 21(2): 42-57

- [21]J.Pan, WJ.Tompkins. A real-time QRS detection algorithm[J]. IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 1985, 32(3): 230~236
- [22]Arzeno,N.M., zhi-De Deng, Chi-Sang Poon. Analysis of First-Derivative Based QRS Detection Algorithm[J]. IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 2008, 55(2): 478-484
- [23]罗小刚, 彭承琳, 郑小林等. ECG 信号小波变换与峰谷检测算法的研究[J]. 北京生物医学工程, 2003, 22(3): 168-171
- [24]吴斌. 基于支持向量机的心电图 P 波识别算法研究[D]. 硕士学位论文, 华东师范大学, 2008
- [25]吴敏珊. 基于小波变换的心电波形智能分析软件的设计与研制[D]. 硕士学位论文, 中山医学院, 2005
- [26]周静. 心电信号的计算机识别分析及应用[D]. 硕士学位论文, 山东大学, 2004.
- [27]杨波. 张跃基于多模板匹配的室性早搏判别算法[J]. 计算机工程, 2010, 36(16): 291-293
- [28]Koski A. Modeling ECG signals with hidden markov models[J]. Artificial Intelligence in Medicine, 1996, 8(5): 450~471
- [29]E. Pietka. Feature extraction in computerized approach to the ECG analysis[J]. Pattern Recognition, 1991, 24(2): 138-143
- [30]林泽涛, 葛耀峥, 陶国良. 心律失常的聚类分析研究[J]. 生物医学工程学杂志, 2006, 23(5): 999-1002
- [31]唐孝, 唐丽, 莫智文. 基于支持向量机算法的 ECG 分类策略[J]. 生物医学工程学杂志, 2008, 25(2): 246-249
- [32]马文. 基于小波变换的心电信号去噪研究[D]. 硕士学位论文, 兰州大学, 2009
- [33]张飞. 心电信号检测算法研究[D]. 硕士学位论文, 中南大学, 2005
- [34]陈永利. 动态心电自动分析中 QRS 复合波检测算法研究[D]. 博士, 浙江大学, 2006
- [35]宗慧. 心电信号处理及心率变异性分析研究[D]. 硕士学位论文, 山东大学, 2009
- [36]赵文哲. 心电信号消噪及 QRS 波检测方法研究[D]. 硕士学位论文, 北京工业大学, 2007
- [37]孙兆林. MATLAB 6.x 图像处理[M]. 北京: 清华大学出版社, 2002, 267-270
- [38]Young.N, Evans.A.N. Spatio-temporal attribute morphology filter for noise reduction in image sequences[J]. IEEE Image Processing, 2003, 1: 14-17
- [39]朱士虎, 朱红, 何培忠. 形态学运算中结构元素选取方法研究[J]. 现代计算机(专业版): 2009, (7): 19-21
- [40]王文. 远程医疗监护系统中心电信号特征检测方法研究[D]. 硕士学位论文, 上海交通大学, 2002
- [41]郭爽. 心电信号消噪及特征识别算法的研究[D]. 硕士学位论文, 中南大学, 2009
- [42]宗慧. 心电信号处理及心率变异性分析研究[D]. 硕士学位论文, 山东大学, 2009.

- [43]韦高. 基于小波变换的心电信号去噪法[J]. 中国医学装备, 2010, 07 (8): 9-11
- [44]G.Vijaya , V.Kumar , H.K. Verma , ANN-Based QRS-Complex Analysis of ECG[J]. J.Med.ENG.Technol , 1998, 22: 160-167
- [45]Ds. Benitez, PA. Gaydecki, A. Zaidi, AP. Fitzpatrick. A New QRS Detection Algorithm Based on the Hilbert Transform[J]. IEEE Computer in cardiology, 2000, 27: 397-382
- [46]张美慧. 心电信号自动分析算法的研究[D]. 硕士学位论文, 西南交通大学, 2007
- [47]白家莲. 动态心电信号分析系统设计[D]. 硕士学位论文, 中南大学, 2009
- [48]杨晓利. 心电信号 R 波与 P 波检测研究[D]. 硕士学位论文, 中南大学, 2008
- [49]张斐. 心电信号的预处理及特征点识别算法的研究[D]. 硕士学位论文, 内蒙古大学, 2008
- [50]宾光宏, 心电信号自动检测算法研究及其软件实现[D]. 长春理工大学, 硕士学位论文, 2008
- [51]吴萍, 黄勇. 分类技术在心电图自动诊断模型中的应用比较[J]. 计算机应用 2003, 23(11): 64-65
- [52]李冉. ECG 智能检测与分析方法的研究[D]. 硕士学位论文, 北京工业大学, 2007
- [53]周群一. ECG 心拍建模与分析识别[D]. 博士, 浙江大学, 2004
- [54]陈小俐. 心律失常辅助诊断方法的研究[D]. 硕士学位论文, 中南大学, 2010
- [55]徐会圃. 实用心电图诊断掌中宝[M]. 北京: 化学工业出版社, 2010, 72-129
- [56]周珂, 彭宏, 胡劲松. 支持向量机在心电图分类诊断中的应用[D]. 微计算机信息[J]. 2006, 22(9): 237-239
- [57]谢秋玲, 袁震东. 基于支持向量机的心电图分类方法. 中国控制与决策学术年会 , 中国控制与决策学术年会论文集, 沈阳: 东北大学出版社, 2004, 224-226
- [58]董婷. 支持向量机分类算法在 MATLAB 环境下的实现[J]. 榆林学院学报, 2008, 18 (4): 94-96
- [59]闫永强. 基于粗糙集与支持向量机的心电信号分类研究[D]. 硕士学位论文, 四川师范大学, 2010
- [60]C W Hsu , C J Lin . A comparison of methods for multiclass support vector machines[J] . IEEE Tranes on Neural Networks. 2002, 13 (2): 415-425
- [61]JAYADCVA R, KHEMCHANDANI S C. Twin support vector machines for pattern classification[J]. IEEE Trans On Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2007, 29 (5): 905-910
- [62]Chapelle O, Vapnik V, Bousquet O, etal. Choosing multiple parameters for support vector machines[J]. Machine Learning, 2002, 4 (1): 131-152

-
- [63] 闫为云. 基于去边缘的多类模糊支持向量机[D]. 硕士学位论文, 河北大学, 2010
- [64] Platt J C, Cristianini N and Shawe-Taylor J. Large margin DAG's for multiclass classification. *Advances in Neural Information Processing Systems*. Cambridge, MA. MIT Press, 2000, 12: 547-553
- [65] 商卫波. 心电信号自动分析与诊断处理方法研究[D]. 硕士学位论文, 西北工业大学, 2005

发表学术论文情况

- [1]汪传忠, 聂桥桥, 莫灵珊. 一种自适应的 QRS 复合波检测方法[J]. 南昌航空大学学报 (自然科学版), 2011, 25 (1): 44-47

致谢

光阴荏苒，研究生的学习生活即将画上句号，三年的研究生生活很值得回味，其中充满着苦与乐，在这三年中的学习生活中，我学到了很多知识，懂得了生活的价值，充实了自己。论文即将完成，学生时代就要结束了，心里各种滋味都有，有留恋，有不舍，也有感恩。在这里，我要真心地感谢帮助关心我的人。

首先，最应该感谢的是我的父母，，十多年的求学生涯中，是他们一直陪伴着我，给予我鼓励，感谢他们一直以来给予我的最无私、最伟大的爱，他们的支持和爱护是我努力的动力、前进的希望、力量的源泉，再一次衷心感谢他们。

其次，要感谢我的导师汪传忠老师。汪传忠老师在论文中给了我很大的帮助，首先是指导我定下论文大纲，对我的论文写作提出了宝贵的意见，指引了我的写作方向。初稿完成后，还在百忙中帮我检查论文，指出了文中的不足以及需要修改的地方。

汪传忠老师对工作的认真态度、严谨的治学、科研的献身精神给我留下了很深的印象，让我有了丰富的收获，将会激励我的一生，将永远铭记对我们的教诲和关怀。

最后，要感谢我的朋友们和师兄弟们，没有他们，我的生活没有那么丰富，那么多姿多彩，感谢他们带给我的帮助，还应该感谢曾经教育和帮助过我的所有老师。

南昌航空大学硕士学位论文原创性声明

本人郑重声明：所呈交的硕士学位论文，是我个人在导师指导下，在南昌航空大学攻读硕士学位期间独立进行研究工作所取得的成果。尽我所知，论文中除已注明部分外不包含他人已发表或撰写过的研究成果。对本文的研究工作做出重要贡献的个人和集体，均已在文中作了明确地说明并表示了谢意。本声明的法律结果将完全由本人承担。

签名：_____日期：_____

南昌航空大学硕士学位论文使用授权书

本论文的研究成果归南昌航空大学所有，本论文的研究内容不得以其它单位的名义发表。本人完全了解南昌航空大学关于保存、使用学位论文的规定，同意学校保留并向有关部门送交论文的复印件和电子版本，允许论文被查阅和借阅。本人授权南昌航空大学，可以采用影印、缩印或其他复制手段保存论文，可以公布论文的全部或部分内容。同时授权中国科学技术信息研究所将本学位论文收录到《中国学位论文全文数据库》，并通过网络向社会公众提供信息服务。

（保密的学位论文在解密后适用本授权书）

签名：_____导师签名：_____日期：_____