

分类号

密级

U D C

编号



CENTRAL SOUTH UNIVERSITY

硕士学位论文

论文题目 心电信号检测算法研究

学科、专业 生物医学工程

研究生姓名 张飞

导师姓名及

专业技术职务 何继善 (教授)

摘 要

心血管疾病是威胁人类生命的主要疾病之一，而心电信号（electrocardiogram, ECG）则是评价心脏功能的主要依据，因此，关于心电信号检测处理的研究一直为各方所关注。随有计算机技术的进步，所采用的方法也在不断的改进中。

心电信号受人体生理状态的影响而呈现复杂的形态，同时个体的差异也使心电信号千差万别，测量系统的随机干扰也会耦合到心电信号劣化波形。从信号处理角度研究心电信号，具有以下性质：1 准周期性信号；2 低频窄带信号，心搏的生物学机理决定心电信号的频谱分布在 0.5~50Hz 范围内；3 非平稳信号，心搏受到各种生理状态的综合影响；4 非线性时变信号。这些都对心电信号的检测造成了一定的困难！

本文首先简要综述了心电波形检测处理算法的现状，并对目前已有的心电检测算法作了比较，对它们各自的有代表性的几种算法进行了描述，分析其特点和不足之处。

针对以往心电检测处理算法的不足，本文提出了基于小波神经网络的心电检测算法。小波神经网络算法具有自学习自适应的特点，因此能够对心拍的波形形态信息进行实时更新。然后本文选取了 4 个参量进行检测，通过 MIT/BIH 心电数据库数据的实验研究证明，其检测精度和房颤的灵敏度分别高达 99.51% 和 96.84%，这是以往的特征检测算法所不能达到的。并且，由于其特征检测规则，该算法在分析速度上也达到了令人满意的效果。

关键词： 心电信号(ECG)，心电检测，小波分析，小波神经网络

Abstract

Cardiovascular disease is one of the most important diseases endangering human's life. Electrocardiograph (ECG) is an important diagnostic tool for assessing heart function. So the studies on ECG processing and analyzing are constantly followed with interest. With the progress of computer technologies, the methods of ECG processing and analyzing have been improved.

ECG takes on complicate forms affected by the physiological states of human. Simultaneously, personal difference also makes ECG different in thousands ways. Otherwise, the random disturbance from the measure system may couple ECG to make the waveform degenerate. Studying ECG from the angle of signal processing, it has the following properties:

1. Approximate periodic signal the heart beating is rhythmical;
2. Low frequency and narrow band the biological mechanism of heart beating determines that the frequency chart of ECG ranges from 0.5Hz to 50Hz;
3. Unstable signal the heart beating is synthetically affected by various physiological status;
4. Nonlinear and variant with time signal.

All the above to some extent make it difficult to detect ECG.

First, the paper summarizes the current situation of the ECG waveform detection algorithms and compares the algorithms. And then I describe some representative algorithms of each of them and analyze their advantages and disadvantages.

In the paper, for the shortcomings of the previous algorithms of ECG detection and processing, I put forward a ECG detection method based on wavelet nerves network. The method is characteristic of the self-teach and self-adaptability. So it can update in real time the morphologic information of the waveform of the cardiac rhythms. Then the paper chooses 4 parameters to detect and carry on an experiment on data of the ECG database in MIT/BIH. The study proves that the detection precision and sensitivity of the cardiac cell rhythm is respectively up to 99.51% and

96.84%. It could not be reached by the previous detecting algorithms. Moreover, owe to the rule of the character detecting, the algorithm is satisfying in the analysis speed.

Key words: ECG, ECG detection, Wavelet analysis, Wavelet nerves
networ

目 录

CENTRAL SOUTH UNIVERSITY.....	1
摘 要.....	I
Abstract.....	II
第一章 绪 论.....	- 1 -
1.1 本课题的研究意义.....	- 1 -
1.2 国内外研究现状.....	- 2 -
1.2.1 心电信号检测处理现状.....	- 2 -
1.2.1 心电信号的滤波处理.....	- 3 -
1.2.2 心电信号的检测与识别.....	- 5 -
1.3. 论文的主要研究内容.....	- 7 -
第二章 心电信号基础.....	- 8 -
2.1 心电的产生原理与电生理特性.....	- 8 -
2.1.1 心肌细胞的膜电位.....	- 9 -
2.1.2 心肌的除极和复极.....	- 9 -
2.1.3 心肌细胞的不应期.....	- 10 -
2.2 心电测量和导联.....	- 11 -
2.2.1 临床常见的心电图检查.....	- 11 -
2.2.2 常规心电图与体表电位分布图.....	- 11 -
2.2.3 心电图基础.....	- 12 -
2.2.4 常规心电图导联系统.....	- 13 -
2.3 MIT/BIH 心电数据库.....	- 17 -
2.4 ECG 噪声产生原因及其特性.....	- 17 -
2.5 小结.....	- 19 -
第三章 ECG 波形检测算法研究.....	- 20 -
3.1 心电信号的预处理.....	- 20 -
3.2 QRS 波检测算法研究.....	- 22 -
3.2.1 基于滤波和阈值检测的方法.....	- 23 -
3.2.2 基于数学模型的检测方法.....	- 28 -
3.2.3 基于模板匹配的检测方法.....	- 29 -
3.2.4 基于图形识别的检测方法.....	- 30 -
3.2.5 基于小波变换的检测法.....	- 30 -
3.2.6 基于神经网络的检测方法.....	- 32 -
3.3 其它波段检测算法研究.....	- 33 -
3.3.1 P 波和 T 波的检测方法.....	- 33 -
3.3.2 ST 段检测方法.....	- 34 -
3.3.2.1 ST 段特征点检测.....	- 35 -
3.3.2.2 ST 段斜率检测.....	- 35 -
3.3.2.3 ST 段面积检测.....	- 35 -
3.4 小结.....	- 36 -
第四章 基于小波神经网络的心电信号检测及房颤诊断研究.....	- 37 -

4.1 引言	37 -
4.2 小波分析	38 -
4.2.2 小波变换的类型	40 -
4.2.2.1 连续小波变换	40 -
4.2.2.2 小波框架	40 -
4.2.2.3 正交小波变换	41 -
4.2.2.4 小波变换的物理解释	41 -
4.3 神经网络	42 -
4.3.1 神经网络概述	42 -
4.3.2 神经网络的传递函数	42 -
4.4 小波神经网络	43 -
4.4.1 小波神经网络作为房颤信号诊断的特点与算法	43 -
4.4.2 小波神经网络的定义	43 -
4.4.3 小波神经网络的理论	44 -
4.4.4 小波神经网络学习算法	45 -
4.5 用于心电信号检测和房颤诊断的小波神经网络的结构设计	46 -
4.6 基于 MATLAB 小波神经网络算法的模拟和仿真	47 -
4.6.1 MATLAB 简介	47 -
4.6.2 基于小波神经网络的心电检测房颤诊断算法实现	47 -
4.6.3 算法简介	48 -
4.6.4 小波网络对心电的检测和房颤诊断效果	49 -
4.7 本章小结	53 -
第五章 总结和展望	54 -
5.1 总结	54 -
5.2 展望	54 -
参考文献	56 -
程序附录 I	62 -
诚挚致谢	71 -
在校期间发表（含待发）论文情况	72 -

第一章 绪 论

心电信号是人类最早研究并应用于医学临床的生物电信号之一,它比其他生物电信号更易于检测,并具有较直观的规律性。当前,心电信号的检测、处理仍生物医学工程界的重要研究对象之一。

1.1 本课题的研究意义

心电信号等的检测和处理,对信号处理方法,波形识别定位等,都提出了技术挑战,它已经成为目前信号处理领域一个比较热门的研究课题,国内外每年有大量的相关论文发表^[1]。但是,总的说来,这些已发表的相关文献,都还是存在着一些偏差和不足,这主要体现在心电信号处理的核心部分即数字滤波算法,特征波形定位检测等结果还不尽如人意,在 P、T 波的检测方法上,结果出入更大,这预示着在这一领域还有继续研究的必要,有着广阔的理论发展空间。

近 10 年未随着一些新的应用数学手段如数学形态学理论、分形、模糊数学等的发展,为处理随机过程提供了强有力的数学工具,然而,相关的这些数学工具在心电信号处理领域应用往往还存在着局限。譬如,对于形态学理论运算,它最早是在数字图像处理领域提出来的,关于其在一维信号处理上的报道几乎没有,事实上,形态学对于探测数字图像的局部化特征的有效性对于处理一维信号也是同样适用的;对于分形,在心电信号处理领域,Chen CC^[2]采用分形特征来对心电图进行分类,Zhan CA 等^[3]采用该分析方法处理虚拟心脏模型,还有研究关于心电信号分形特性的文献,关于分形理论分析心率变异性的相关报道,但它们的应用都局限于将分形作为描述心电信号的一种总体特征上,并将这种特征看作是区别各种不同类型心电信号的一个新的特征因子,而没有研究心电信号的局部分形特性;模糊数学在心电学领域最大的应用是与神经网络技术相结合将其用于疾病自动诊断上,采用模糊化的心电信号特征因子集去求其相对于某种心律失常的隶属度来判别疾病,而作者认为,这种方式同样适用于信号波形识别和特征点定位,并有助于解决 P、T 波识别定位的难题,因为从本质上这两种判别方式之间并无不同。因此,本文基于这些新的数学工具,通过类似和假设建立新的心电信号检测处理模型,并给出处理效果非常理想的新算法,具有理论意义和实际应用价值,在心电信号处理及特征信息提取研究领域取得了新成果。

通过调研,发现目前国内在心电信号处理的研究领域上,每年发表的相关论文数目很多,但与此相对照的是,相应的将这些研究成果应用于实际的工业生产,成为具有市场竞争力的成熟产品几乎很少见到,作为集各种心电疾病检测手段之大成的心电工作站产品,系统核心即分析软件是由法国 DMS 软件公司提供的 OEM 产品,并没有自主的知识产权。这些产品还有一个弱点是不能提供心功能检测,因此,本课题的研究具有良好的社会效益和经济效益。

1.2 国内外研究现状

心电信号的采集一般分为有创和无创两种方法。有创心电信号的检查,自本世纪 70 年代以来虽然有很大的发展,就采集的心电信号的质量和细节而言,有创方法无疑有很大的优越性。但这种方法最大的缺陷也就是它的有创性,容易给受测者带来生理和心理上的影响。因此,无创方法依然是应用最广的、最多选择的测试方法。无创方法一般利用电极接触人身体相关部位,通过测量身体不同部位的电势差变化,记录心脏的电活动情况。

人体的心电信号本身就十分微弱,加上通常采用的无创体表采集方法,所以使信噪比相当低。一般正常心电信号在 0.01~100Hz 频率范围内,而约 90%的心电信号频谱能量集中在 0.25~35Hz 之间。在采集心电信号时,由于受仪器、人体等方面的影响,所采集的信号常常存在三种主要干扰:(1)基线漂移,此由电极移动,人体呼吸等低频干扰所引起,频率小于 5Hz;(2)肌电干扰,是由于人体活动、肌肉紧绷等原因所引起的干扰,这种干扰的频率范围较广;(3)工频干扰,是由公共电网以及各种用电设备产生的固定频率的干扰,频率为 50Hz,在一些特殊情况下,该频率也会发生一定漂移。

从心电信号的波形上看,它是比较接近于一个周期重复的确定信号,但实际上它又有很大的不确定性。心电信号波形总是不断地进行细微变化。它们不仅会随着人体各种生理因素的变化而变化。而且,细胞相应不同的激励电位虽然具有明显的变化规律,但每次又具有微小的随机差异。

综上所述,我们实际所采集的心电信号是有用信号极其微弱,噪声比较强大且品种多,有用信号性质基本是只有确定规律,但同时又带有随机变化的生物医学电信号。

1.2.1 心电信号检测处理现状

心电信号的参数提取是 ECG 信号分析诊断的关键,其准确性与可靠性决定诊断与治疗心脏病患者的效果^[4]。其中 QRS 波的检测又是 ECG 检测中的首要问

题。这是因为 QRS 波不仅是诊断心律失常的最重要的根据,而且只有在 QRS 波确定后才能分析 ECG 的其他细节信息,如进行心率变异性分析,检测 ST 段的参数等。

关于 QRS 波检测方法已有很多研究成果发表,但各种方法也都有其优点和不足之处^[5]。而心电信号波形的复杂性和各种噪声的干扰都给 QRS 波的精确检测带来很大困难。目前的采用方法有硬件的、也有软件的方法。就发展趋势来看,软硬结合应该是今后心电信号检测的发展方向。

1.2.1 心电信号的滤波处理

不论采用那种方法检测心电信号,都涉及到滤波问题,这是心电检测的现实要求。在生物医学信号的检测技术中,由于大多数生物信号都是极其微弱的(级或 mV 级)相对于被测信号而言,环境的干扰往往要大好几个数量级。以心电信号为例,从人体体表采集的心电信号会受到各种干扰的影响。其中工频 50Hz 干扰对信号的影响最大,另外还有其他一些干扰。为了滤除这些干扰可从两方面入手:一方面从硬件上,通过合理屏蔽和接地等措施,以及采用性能优良的电子器件和浮地工作等方式,可以将噪声减小到一个相当的程度;另一方面从软件上,采用有效的数字滤波技术,进行滤波处理。随着计算机在各个领域的广泛应用,数字的智能型的心电检测代替传统的模拟心电图是心电检测发展的必然趋势。

在硬件方面,Thkor 曾提出一种最优 QRS 滤波理论^[6],并给出一个中心频率为 17Hz、Q 值为 4 的带通滤波器。杨纪成认为利用硬件滤波,速度和成本方面更有优越性。因此他用硬件做成带通滤波器,该滤波器滤去了基线漂移也抑制了肌电干扰,但心电信号通过后,R 波成为心电信号的主要成分,心电信号的形态发生改变,Q、S 点也消失。因此完全采用硬件滤波,虽然具有速度快,结构相对简单的优点。但其方法不如软件灵活,各种参数一旦固定就难以再选择和调整,对于应付复杂情况有困难,并极容易引起信号波形的变形和失真。

采用软件滤波,具有更好的灵活性,更好的效果。平滑滤波是数字滤波方法中较早被人们采用的方法,其差分方程为:

$$Y(n) = [x(n-11) + x(n-10) + x(n-9) + \dots + x(n-1) + x(n)]/12 \quad (1-1)$$

其中 $X(n)$ 为原始 ECG 数据, $y(n)$ 为滤波后的 ECG 数据。该算法运算简单,处理速度快。但该方法也存在明显不足,通频带很窄—不到 20Hz。该方法虽然较好的滤除掉 50Hz 工频,但对心电信号中的 QRS 波也有较大的削峰,信号衰减很大,无法满足临床检测要求。

Notch 滤波器: 又称简单整系数带阻滤波器,其原理为用一个全通网络减去一个具有相同传输延迟和增益的窄带通线性相应的 FIR 滤波器输出,得到一个具

有尖锐陷波特性的陷波滤波器。在 600HZ 采样频率下，其差分方程为：

$$\begin{aligned} H_1(n) &= (n - 444) \\ H_2(n) &= x(n) + x(n - 300) + x(n - 600) - x(n - 900) + x(n - 12) \\ H(n) &= H_1(n) - H_2(n)\%100 \end{aligned} \quad (1-2)$$

相对于平滑滤波器，这种滤波方法滤波后信号衰减大为减小。该方法具有线性相位，基本可实现实时处理，但它的不足之处在于，其延时很大，并且只能滤除固定频率，当工频有波动时，滤波效果明显下降。

为了得到更好的滤波效果，1984 年 Levkov 提出对心电信号的线性段和非线性段采用不同处理方式的数字滤波方法^[5]。用该方法滤波，它要求 ECG 信号满足以下两个条件：

- 1) 采样频率 f_s 应该是工频干扰的整数倍；
- 2) 在一个工频干扰周期内，工频干扰采样点的幅值的代数和为 0。

具体的方法是在滤波过程中首先识别出一个线性段，该线性段滤波后的值为这个线性段原始数据的平均值；同时求出工频干扰的值作为非线性的工频干扰的模板，而在非线性段，其真值原始数据减去在临近线性段求得的干扰模板值。

算法描述如下：

设 Y_1 为原始的 ECG 信号，设 \bar{Y} 为工频干扰， \hat{y} 为滤波后信号，在采样频率 $f_s = 600\text{Hz}$ ，工频干扰周期内的采样点数为 $N = f_s / f = 600/50 = 12$ 。

$$Y_0 + Y_1 + \dots + Y_{11} = (\bar{Y}_0 + \bar{Y}_1 + \dots + \bar{Y}_{11}) + (\hat{y}_0 + \hat{y}_1 + \dots + \hat{y}_{11}) = 12\hat{y}_5 + 6d \quad (1-3)$$

其中： $d = (Y_{12} - Y_0)/12$ 。

在线性段：

$$\begin{aligned} Y_{l+5} &= [(Y_{l+0} + Y_{l+1} + \dots + Y_{l+11}) - (Y_{l+12} + Y_{l+0})/2]/12 \\ \bar{y}_{l+5} &= Y_{l+5} - \hat{y}_{l+5} \end{aligned} \quad (1-4)$$

在非线性段：

$$\hat{y}_{l+5} = Y_{l+5} - \bar{Y}_{l+5} \quad (1-5)$$

经过上述算法的处理，ECG 信号的滤波效果较之以前有很大的改善。该算法中引入了 M 是用来判定线性段和非线性段的指标，也是滤波方法中的关键，而在实际应用中，却比较难把握：如果 M 设的过大，对于噪声较大的心电信号，则滤波不够彻底，不能达到好的滤波效果；而 M 值设的过小，则虽然对噪声能干净滤除，但同时也造成 QRS 波的严重削峰，这是把 QRS 波当作线性来处理的结果。而不同人的心电信号噪声水平也不完全相同，因此这种方法还需进一步的改善。另外，这种滤波只能对工频 50Hz 进行滤除，而无法抑制基线漂移，并且对于某些 ECG 波形（如 QRS 波斜率较小或 QRS 波较宽），在 S—T 段会有小的

失真。

近年来,小波变换开始广泛的应用于各个领域,CuiWei Li 首先成功地把小波变换应用于 ECG 信号的 QRS 波检测^[8],但其所采用的样条小波仅限于信号分解,没有考虑 ECG 信号重建问题。J. S. Sahambi 则以高斯函数一次导数为母函数,用小波变换检测 QRS 波^[9]。而余辉等^[10]Marr 小波(高斯函数的二次导函数)设计小波滤波器,通过可变阈值检测小波变换的模极大值标定 R 峰位置,提高了 QRS 波的正确检测率。张凯^[11]分别用样条小波和 Marr 小波设计小波滤波器,对实际 ECG 信号的 QRS 波检测正确率很高,达到了实用的要求,但是数据处理时间较长,占用内存较多。在对存在很多伪差和噪音信号的心电图进行分析并定位 QRS 波过程中,陈作炳利用 B-样条小波做小波分析^[12],也取得了一定效果,但对肌电噪声下的 QRS 波检测,效果很差。姬军等^[13]利用支持紧支集的二次样条小波,在算法上加以改进,能有效地定位 QRS 波。

在本文中,为了更好的提高 ECG 信号的滤波效果,笔者试图以神经网络为基础,将小波神经网络用于心电信号的滤波处理中。可以比较灵活地对 ECG 进行处理,这种方法能够很好的去除基线漂移,并且能够在很大程度上滤掉肌电干扰的尖脉冲,信号的失真较小。

1.2.2 心电信号的检测与识别

关于 ECG 信号各参数的检测与波形识别,可分为多导联的和单导联两种^[14]。多导联方式由于对病入的约束较大而且信号量很大,不适合做长时间记录分析,因而在实际中诊断心率失常方面通常不能得到预期效果。所以目前一般采用单导联方式。这种方式可以进行长时间的心电信号记录,其检测侧重于了解心脏电活动情况是否正常,以及不正常发生的类型、形态和频度等情况,对病人的约束较少,在大多数的情况下,都是采用单导联方式的检测^{[15][16]}。

ECG 信号的检测与分析也有基于硬件和基于软件的两种。但由于采用硬件的方法其检测参数不容易调整,缺乏灵活性,不易处理复杂的情况,而越来越少为人们采用。软件方法可灵活的选择和调节各参数,处理信息量大,分析层次多等特点,因而软件方法是心电检测和识别中较多被采用的也是主要的研究方向。

在软件方法中较典型的 QRS 波检测方法是先对心电信号进行一些变换,进而采用一系列阈值进行识别,这些阈值有固定阈值法也有可变阈值法。在可变阈值检测方法中, Pan^[17]等人的工作很具代表性。他们提出的算法包括以下环节:采样的心电信号经过数字带通滤波器(通带为 5-15Hz)滤波,微分后再平方,平方过程可得出微分后的频响曲线斜率,并有助于区分由于一些高频分量而引起的假

阳性,再做移动窗口(150ms)积分,积分所得的结果既包含 QRS 波群的斜率,又包含 QRS 波的宽度信息;然后用阈值进行检测,一是滤波后信号的阈值,另一是窗口积分后的阈值。阈值的大小随信号的波动不断调整,这样可提高检测的可靠性。此外,该算法还利用双重阈值去重新检测。这种方法虽然对 QRS 波具有比较高的检测率,但对其他分量考虑较少,并且该方法基本是基于经验判断的基础上,没有明确的数学模型。

Collins 利用相关法来进行 QRS 波提取^[18],其原理是预先存储大量的 ECG 波形模板,然后把待测的 ECG 信号的采样点与预存储的 ECG 波形模板逐点比较,当待处理信号与模板耦合时相关值最大。常用的比较方法有平均平方法、最小二乘法和面积差分法等方法。所存储的信号可以是正常和非正常的 QRS 信号。这种方法不仅可以检测 QRS 波,而且可以提取心律失常下的 QRS 波。但这种方法,对参考点的选择非常敏感,参考点的选择不同极容易产生相反的检测结果.而且对高频噪声和基线漂移很敏感。

由于心电信号波形的复杂性、多变性,其特征和推理都具有多变性和不确定性,仅依靠数学运算的信号处理方法和模式分析方法分析心电信号,已不能得到令人满意的结果。随着计算机技术的发展,特别是人工智能理论与技术的不断提高,以及在各个领域的广泛应用,也为 ECG 信号的检测研究注入新的活力。由于神经网络具有自学习、自组织、并行处理等特点,为解决以前 ECG 检测识别中的问题大有帮助,所以从 90 年代以来,开始有人对神经网络在心电信号中的应用进行研究^{[19][20]}。在网络的选择上,以 BP 网络较多。开始的应用,人们一般构造一些节点较少相对简单的网络,输入的数据是经过预处理的心电数据后得到的如 QRS 面积、QRS 高度^[21]利用网络做一些判定。这种应用其实并未发挥神经网络的处理能力,和以前的方法相比处理能力并未有很大提高。后来开始有人构造较复杂的网络直接进行 ECG 的处理。王继成、吕维雪^[22]于神经网络的一种心电图分类法中。根据具有不同特点的心电图波形输入 BP 神经网络进行检测识别处理,从而使神经网络的识别种类大大提高,识别率达到 80%。但是在实际应用中,人们发现 BP 神经网络有两个缺陷:第一 BP 算法的收敛速度缓慢,容易陷入局部极小值的吸引区域;第二长时间的学习后,误差终于减到容忍的范围内,但用其他的样本测试,经常与预想的还存在差距,也就是说神经网络的泛化能力欠佳。

在本文中,研究基于小波神经网络对心电信号进行检测分析处理。充分发挥小波基函数良好的时频局部性特点^{[23][24]},利用小波基函数作为输入节点的小波神经网络在波形信号特征提取和泛化方面有较大的优势。利用小波神经网络进行心电信号的检测和处理已是心电信号研究领域的一种新的发展方向。

1.3. 论文的主要研究内容

在心电自动分析技术的四十年发展历史中,大量的研究方法不断的被提出并加入研究和应用,心电自动分析早已走出实验室进入了临床实用的阶段。ECG 自动分析,特别是针对长时间的 ECG 数据自动分析,大大地减轻了医务人员的劳动强度。尤其是在波形检测的问题上,虽然不断探索新的研究方法,以提高效果,但仍是不能达到很好的效率,且算法往往趋向于复杂,从而忽视了速度对系统整体性能的制约。

针对于目前的研究状况,本文主要对 ECG 波形检测算法这一 ECG 领域内的复杂技术作了一些深入的研究。由于关于心电的生理和导联是 ECG 的波形检测(包括预处理在内)处理技术的基础和前提,因此在第二章对心电信号的基础知识做了综述:本章首先简明论述了心电图的产生原理、正常心电图的产生、心律失常发生原理和心电图的测量方法和特点;论文所用的心电数据来自 MIT-BIH^{[25][26]}心电图数据库,因此在本章中简单介绍该数据库。第三章详细地总结了目前为止主要的一些 ECG 检测算法,对于每一类算法的特点进行了描述与比较。在第四章中,结合了前人的基于小波处理的算法和基于神经网络算法的特点,实现了一个基于小波神经网络的心电信号的检测算法,并用 MIT-BIH 标准心电数据库进行了结果的评估。第五章总结与展望,对 ECG 信号的基于小波神经网络的检测算法进行了总结,对存在的问题进行了探讨,指出了更进一步的研究方向。

第二章 心电信号基础

心脏的生物电过程与心脏组织的生物化学过程、心脏机械运动及其有关控制心脏活动的神经系统有着密切的关系。由于各种病理原因引起的心脏疾病,几乎都和心脏的生物电活动有关。心电图(Electrocardiogram,ECG)诊断方法是心血管疾病的诊断中十分重要的一种方法,由于 ECG 诊断可靠简便,对病人的无损性,使得其在临床上广泛的应用,成为心脏病临床检查中的一种手段。

2.1 心电的产生原理与电生理特性

心电是心脏有规律收缩和舒张过程中心肌细胞产生的动作电位综合而成的心电信号^[27]。心电图的产生和心脏的传导系统有关^[28],如图 2-1,心脏传导系统主要有窦房结、结间束、房室束、房室结、左右束支以及浦肯野纤维构成。

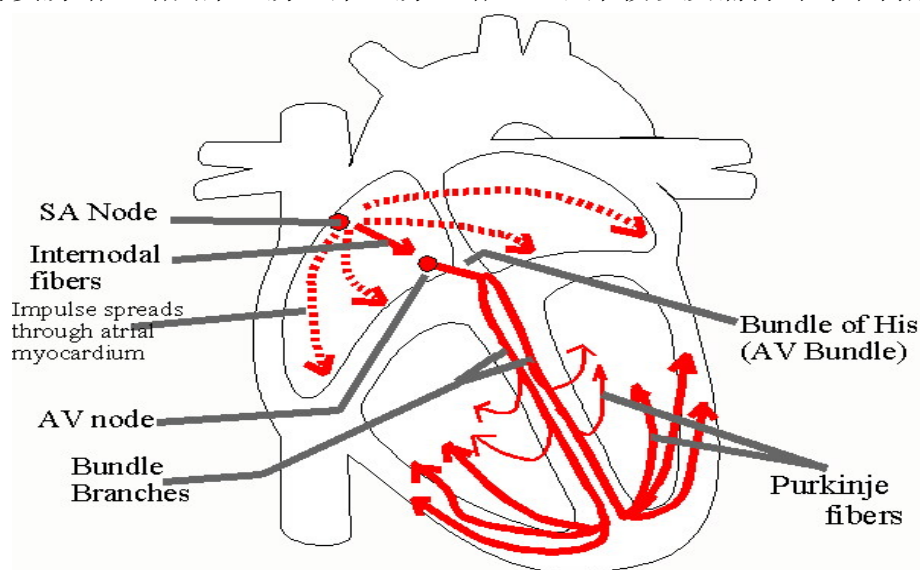


图 2-1 心脏电传导系统

SA Node: 窦房结 Internodal fibers: 结间束 AV node: 房室结
Bundle of His: 房室束 Bundle Branches: 束支 Purkinje fibers: 浦肯野氏纤维

正常心脏的激动来源于窦房结发出的电激动。窦房结有规律地定时发出激动,沿房室束、节间束分别传入两侧心房及房室结。窦房结位于右心房上部,激动首先传入右心房,相继引起右心房和左心房的除极作用而产生 P 波。激动自心房下传至房室结后,传导速度骤然减慢。当激动缓慢通过房室结后,便以高速穿过房室束、束支及浦肯野纤维到底心室,几乎同时传入左右心室的心内膜,随后由内膜传至外膜。心室除极过程产生的除极向量环在各导联轴上的投影便形成了

各导联中的 QRS 复波。心房除极结束后, 立即开始复极而形成复极波, 但因其振幅很小, 且常与 PT 段或 QRS 复波重合, 故一般不易辨认。心室除极后的复极过程产生复极向量环, 投影到导联轴上便形成了心电图上的 T 波。概括的说, 心电图是心房及心室除极和复极过程中电位变化的记录, 心电图各导联上的波形是心电图向量环在相应体表前额面导联轴上的两次投影。

心脏的生理功能类似一个水泵, 能自动地有节律地发生兴奋和收缩以推动血液循环。心脏的生理功能以心肌的生理特性为基础, 心脏的自律性、兴奋性和传导性都是以生物电活动为基础的生理机能, 称之为电生理特性。心脏的电生理特性表现为心脏的兴奋功能, 形成心脏内兴奋的发生与传播, 并引发收缩心脏的电生理的变化与某些心脏疾病, 特别是各种类型的心律失常的发生有密切关系。五十年代以来, 由于电生理的研究技术尤其是细胞内微电极和放射性同位素技术的进展, 测定了心细胞在正常和不正常情况下电位变化, 以及细胞内外的离子转运, 对深入理解心脏的电生理学、心律失常的发生机理、心电图表现以及药物的作用机理提供了许多重要的理论基础。这些进展对心脏病的诊断和治疗也提供了确切的理论依据。

2.1.1 心肌细胞的膜电位

心脏的生物电现象也和其它可兴奋的组织相似, 表现为细胞膜内外的电位变化称为跨膜电位或称膜电位。膜电位包括心肌细胞处于静息状态时的静息电位和兴奋时的动作电位。

心肌细胞膜内外的离子浓度不同, 安静与兴奋状态下细胞膜对不同离子的通透性亦不同。心肌细胞在静息状态下膜外各部位的电位都是相等的, 即膜外各部位间不产生相位差, 但此时细胞膜的内外却存在着电位差, 即膜内为负电位, 膜外为正电位, 这种在静息状态下细胞膜内外之间的电位差即称为膜的静息电位。正常心肌细胞内的静息电位为 90mV 左右。当心肌细胞受刺激兴奋时, 膜内外的电位便会突然发生转变: 膜内电位由负电位转变为正电位, 而膜外电位则由正电位转为负电位, 这种膜电位的变化称为动作电位。

2.1.2 心肌的除极和复极

心肌的除极与复极过程表现在心肌细胞受刺激时的膜电位的变化情况。心肌动作电位按发生时间的顺序可分为 5 个位相:

0 位相: 即除极期细胞膜的外正内负极化状态除极而至反转, 称为除极化。人体心肌细胞其除极化的幅度约为 120 毫伏, 膜内电位上升过程中的最高速度可

达 800 毫伏 / 秒，但 0 位相所占时间仅为 12 毫秒。

1 位相：即快速复极初期。除极化 0 相与复极化 1 相合成峰电位约占 10 毫秒。

2 位相：即缓慢复极期又称平台期。此时复极化缓慢，膜电位变化很小，膜内外电位差往往处在接近于零的等电位状态，复极化处于停滞状态而形成 2 期平坡。此期间约占 100 毫秒相当于心电图上的 S—T 段。

3 位相：为快速复极末期。3 期约占 100–150 毫秒，相当于心电图上的 T 波。

0–3 期合称动作电位时间，相当于心电图上的 Q—T 期间。复极过程从 1 至 3 期直至期开始为 200–400 毫秒。

4 位相：为静息期或舒张期，即膜电位从最大舒张电位逐渐出现自然性舒张期除极化。当除极化达到阈电位水平（ -70mV ）时，就可重新激发动作电位。心肌发生激动之后很短的一段时间内完全地或部分地丧失兴奋性

2.1.3 心肌细胞的不应期

1) 对不应期和有效不应期：从 0 相之后到复极化约 -55 毫伏的期间内为绝对不应期。在此期间内，即使是大于阈刺激 1000 倍的高强度刺激，也不能引起兴奋反映。因此从 0 相开始到复极化约达 -60 毫伏的期间称为有效不应期。

2) 相对不应期：从有效不应期終了到膜电位恢复到 -80 毫伏为相对不应期。此期间内，较强刺激可使膜发生全面除极化而形成扩布性兴奋，动作电位在相对不应期内所产生的兴奋称为期前兴奋或期前收缩。期前兴奋的动作电位产生时复极化尚未完全，其膜电位较小，故除极化 0 相的幅度和速度较正常为低，动作电位时间也较短，因此期前兴奋的传导性较低而不应期较短，比较容易由于传导延缓单向阻滞和兴奋折返而产生心律失常。

3) 常期：在复极化完毕前不久大约从 -80 毫伏到 -90 毫伏这一短期间为超常期。超常期相当于体表心电图中的 T 波终末及 U 波所处的时限。

4) 易损期：心脏在相对不应期开始初有一个短暂的时间，在此期间应用较强的刺激（阈上刺激）容易发生纤维颤动，称为易损期。在这种状态下较易发生传导延缓和单向阻滞而形成兴奋折返，如果许多微折返同时出现，则心房或心室兴奋和收缩将失去协调一致而形成纤维性颤动。

心房和心室都有易损期。心房的易损期在心电图的 R 波降支中，心室的易损期在心电图的 T 波升支到达顶峰前约 30 毫秒的时间内。临床上采用电击复律术治疗心律失常时，常用心电图 R 波出发并经一定时间延迟后放出同步电击，使刺激不致落入心室易损期以免引起心室纤维性颤动。

不应期与心律失常有密切的关系：有效不应期缩短则期前兴奋易于发生，兴

奋折返易形成，两者均可导致心律失常；反之，有效不应期延长则期前兴奋不易发生，兴奋折返易于阻断两者均可抑制心律失常。

2.2 心电测量和导联

2.2.1 临床常见的心电图检查

临床常见的心电图检查主要有以下几种^{[29][30]}：

1)静态心电图 (Rest ECG)：也叫常规心电图，是指被检者在静息状态下测得的心电图，记录时间通常为 10 秒，最常用的是 12 导联同步心电图。

2)监测心电图：通过心电检测仪器对被检者的心电活动进行长时间、远距离的监测，主要包括 CCU、ICU 的床边心电图监测 (BMECG)，电话传输心电图监测(TTM)等。

3)动态心电图 (Ambulatory ECG)：也即通常所说的 Holter 心电图。它用一种便携式的记录器连续检测人体在自然生活状态下 24 小时甚至更长时间内的心电变化。从广义上来说，它也属于监测心电图的一种。

4)运动负荷试验心电图(Stress Test of ECG)：通过运动、药物、物理、心脏起搏等方法增加心脏负荷，诱发心肌缺血，并用心电图记录这种缺血性改变。

静态心电图、监测心电图与动态心电图就采用的导联记录方式和应用目的来看，是大不相同的。前者使用多个导联记录心电信号，以获得某段时间心脏电活动较全面的信息，侧重于了解心脏电活动是否发生异常、异常的性质和程度，以及病变发生的区域。而后者是用 2 至 3 个导联连续记录、分析长时间的心电信号，侧重于了解心脏电活动在较长时间里的节律，以及发生心律失常的时刻、类型、形态、频率等情况。

2.2.2 常规心电图与体表电位分布图

常规心电图和体表电位分布图都是从体表观察心脏生物电活动的无创性检查技术，每次心脏搏动包括心房和心室的顺序机械性收缩和舒张，称为一个心动周期。与机械运动相对应的心电活动周期包括心房和心室的电收缩期（除极和复极）及舒张期（静息期）。心脏的电活动发生在机械运动之前，先有电的兴奋激动，后有机电收缩运动，它们之间有一部分时间重叠，是电（兴奋）—机械（收缩）耦联关系。心脏的电激动过程影响着全身各个部位，使体表的不同部位发生了电位差，产生了电动力。在心电周期的整个过程中，此电位差也在不间断地变动，通过心电图机把这变动的电位差记录成曲线就是心电图。

2.2.3 心电图基础

测量电极安放位置和连接方式(称导联方式)不同所记录到的心电图在波形上也会有所不同,但基本上都包括一个P波、一个QRS波群和一个T波,有时在T波之后还出现一个小的U波。

典型的心电图主要由PQRST波及U波组成。每次心动周期均产生一组心电图波形如图2-2。

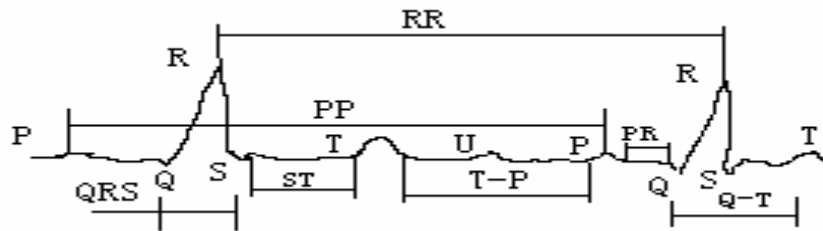


图 2-2 正常人体体表心电图(以 II 导联为例)

1)P 波 为左右心房的除极波。起点表示右心房开始除极,终点代表两个心房除极完毕。P 波的前半部代表右心房除极,后半部代表左心房除极。P 波在 II 及 aVF 导联中表现得最明显,正常可达 $0.22\text{mV}-0.25\text{mV}$ 。

2)P—R 段 是 P 波后的一段平线,代表激动在房室交界区、房室束及部分束支内传导。其中含有心房复极波(TS 波)的成分,因电力微弱而反映不明显,故心电图呈一平线。成人一般为 $0.12\text{s}-0.20\text{s}$,平均为 0.16s 。

3)P—R 间期 指 P 波起点到 QRS 波群的起点之间的间期,代表从心房肌开始除极到心室肌开始除极的时间。

4)QRS 波群 是反映左、右心室(包括室间隔肌)除极的电位变化。QRS 波群是广义的代表心室肌的除极波,并不一定每个 QRS 波群都有 Q、R、S 三个波。成人一般为 $0.06\text{s}-0.08\text{s}$,不超过 0.10s 。不同体位记录的 QRS 复波振幅可有明显差别,双导联中 QRS 振幅的算术和不应小于 1.0mV 。

5)J 点 QRS 波群完毕与 ST 段开始时的一点,代表心室肌已除极完毕。

6)ST 段 是 QRS 波群的终点到 T 波开始前的一段平线。代表左、右心室全部除极完毕到复极开始以前的一段时间。ST 段可有抬高,不应超过 0.25mV ,少数患者可达到 0.10mV 。下降时应小于 0.05mV ,ST 段的长度随心率增快而缩短,又随心率减慢而延长,一般在 $0.05\text{s}-0.25\text{s}$ 之间。

7)T 波 是继 ST 段后一个较低而宽的波,代表心室复极过程所引起的电位变化。

8)Q—T 间期 自 QRS 波群开始到 T 波终结的间期,代表心室肌除极和复极的全部过程。

9)U 波 是 T 波后的一个矮小波。有人认为它代表心肌激动的激后电位，也有人认为它表示浦肯野纤维的动作电位。U 波的电压为 $0.05\sim 0.2\text{mV}$ ，一般不超过 0.2mV ，约相当于同导联 T 波电压的 $1/10$ 。U 波时限为 $0.16\sim 0.25\text{s}$ ，平均 0.2s 。

2.2.4 常规心电图导联系统

体表 ECG 信号的测量需要通过称为导联系统的一套设备来进行测量。导联由导线和电极组成，电极片通常是银/氯化银类型的，贴在人体上特定的部位，就可以获得体表上微小的电位变化，得到原始的心电信号，心电信号再通过导线进入心电监护仪或者心电图机等设备的放大器输入端。心脏电兴奋传导系统所产生的电压是幅值及空间方向随时间变化的向量，放在体表的电极所测量出的 ECG 信号将随电极片的不同位置而有所差异。心周期中某段 ECG 描述可能会在这一电极位置不明显，而在另一位置上却很清楚。为了完整描述心脏的活动状况，常用在水平和垂直方向的十二种不同的导联方式作记录，以看清楚 ECG 信号中的各个重要细节。这十二种导联方式分别是：标准导联（I, II, III）、单极加压肢体导联（aVR, aVL, aVF）和单极胸导联（V1, V2, V3, V4, V5, V6）。

1931 年 William Einthoven 发明了原始的 ECG 导联系统。他假定在心周期任一瞬间，心脏额面（垂至于平视目光，与脊柱平行）净的电兴奋是一两维的向量。该向量的长度与瞬间净的除极和复极的电压或电位差成比例，其方向与心脏除极和复极的净方向一致。并进而假定向量的起点位于一等边三角形的中心，该等边三角形的顶点分别是两肩和腹股沟区。由于人体的间质液中的离子是良好的电导体，所以可以把两肩的三角形顶点扩展到两臂，腿是腹股沟区的延伸；这样三角形的顶点可以有效的用三个肢体来代表。图 2-3 就是所谓的爱氏（Einthoven）三角形图。

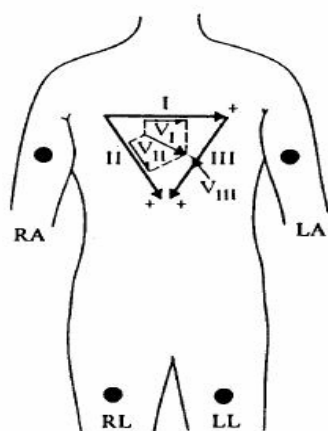


图 2-3 爱氏三角形

设 I 导的方向为 0° ，则 II 导为 60° ，III 导为 120° 图中给出了一个 30° 的心电矢量在各个导联上的投影标量

电极放在左臂（LA）和右臂（RA）上来测量这两点间的电位差，这种接法称为 I 导联；II 导联是测量左腿（LL）和右臂（RA）的电位差；III 导联是测量左腿（LL）和左臂（LA）间的电位差。心电放大器的地端与右腿接在一起。这种测量两点间电位差的导联称为双极肢体导联。起始于爱氏三角形中心的心向量在三个边上的投影即为导联 I、II 和 III 的心电标量的大小。假定三角形的电性能是均匀的，并以 V_R 、 V_L 和 V_F 来表示右臂、左臂和左腿的电位，则

$$\text{导联 I} = I = V_L - V_R$$

$$\text{导联 II} = II = V_F - V_R$$

$$\text{导联 III} = III = V_F - V_L$$

由上面的式子可以得到

$$I + III = V_F - V_R = II \quad (2-1)$$

这样如果已知三个标准导联中的两个或全部就可以决定额面的心向量了。

1934 年威尔逊（Wilson）提出把肢体电极 RA、LA 和 LL 经过三个相等的且大于 5 千欧姆的电阻接在一起，组成一平均电位的中心端，称为威尔逊中心端（Wilson's Central Terminal）。其作用是在心周期内获得一个比较稳定的电压，作为体表上的基准值，如图 2-4 所示，其中 R 为阻值 5 千欧的电阻。由图可知

$$\frac{V_R - V_{WT}}{R} + \frac{V_L - V_{WT}}{R} + \frac{V_F - V_{WT}}{R} = 0 \quad (2-2)$$

式中 V_R, V_L, V_F 分别是右手、左手和左腿处的电位， V_{WT} 就是威尔逊中心端的电位，由上式可得：

$$V_{WT} = \frac{1}{3}(V_R + V_L + V_F) \quad (2-3)$$

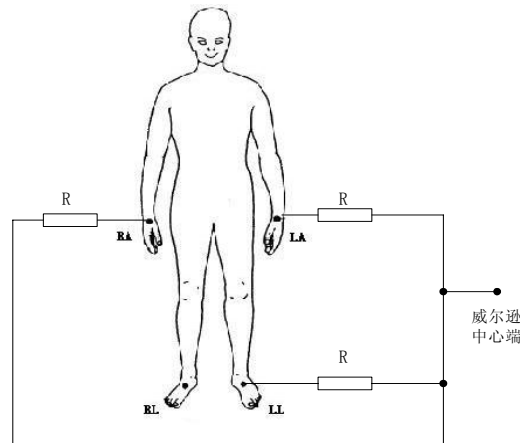


图 2-4 威尔逊中心端的电极连接方法

测量时就以 V_{WT} 为基准点来测量人体表面某点的电位变化。这种反映单点电位变化的连接方法称为单极肢体导联。40年代Goldberger改良了中心电端,将R、L、F三端组成的中心电端,改为两端组成的参比系RL、LF和FR。消除探查电极(F、R、L)信号自身的共模抑制而得以放大。结果使记录图形波幅增大50%,故称为加压肢体导联(aVR、aVL、aVF),并取代了单极肢体导联。图2-5给出了标准导联以及加压肢体导联与心电监护仪放大器(A_{CM})输入端的连接方法。

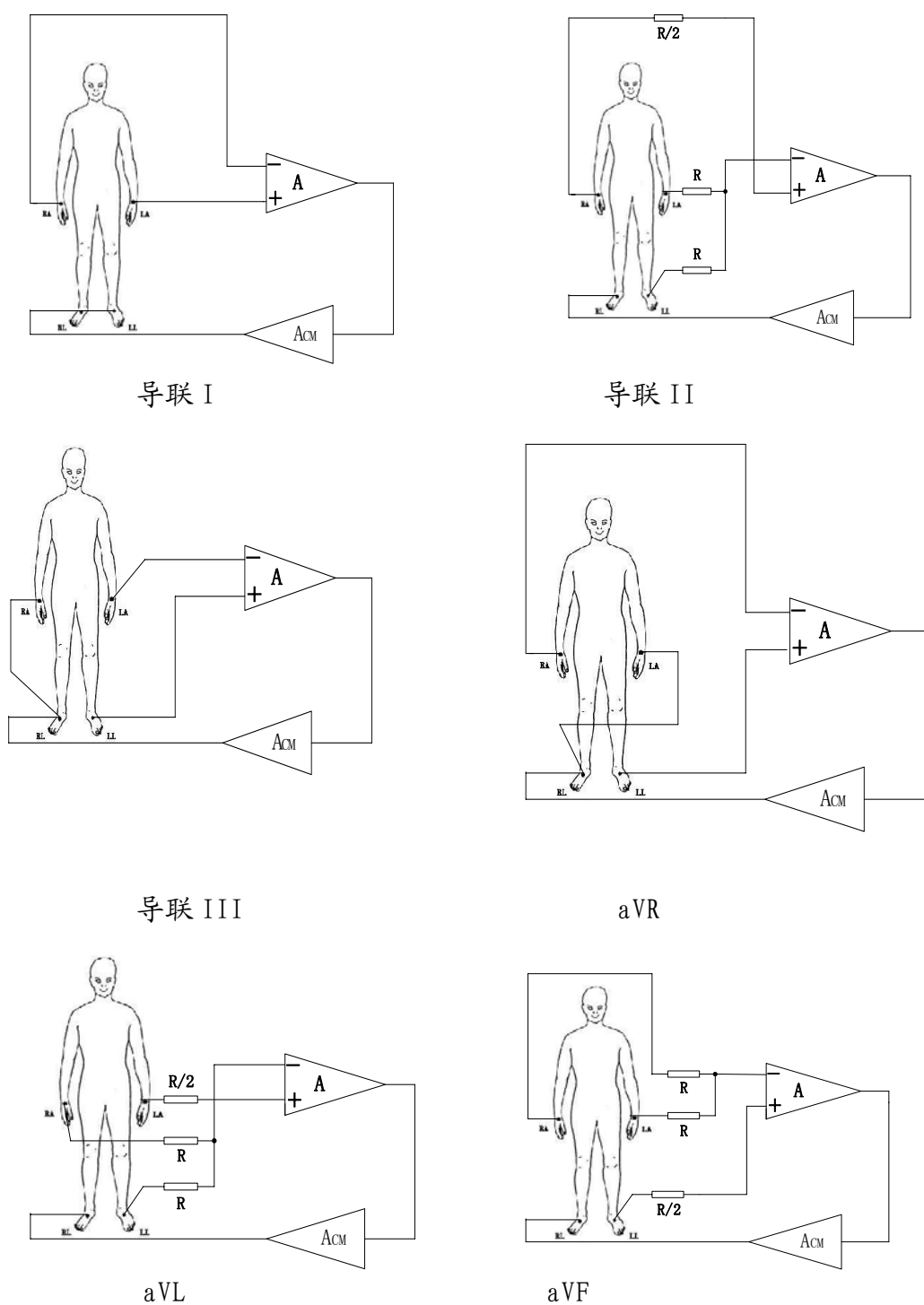


图 2-5 标准导联 I、II、III 和加压肢体导联 aVR、aVL、aVF 连接方式

除标准导联和加压肢体导联外，还有单极胸导联，它把单个胸电极放在胸部预先指定的六个位置上，如图 2-6 所示，主要反映心脏横面的心电向量变化。

各个电极的具体位置为，V1：右面胸骨边缘第四肋间空间；V2：左面胸骨边缘第四肋间空间；V3：V2 和 V4 中间；V4：锁骨中线第五肋间空间；V5：腋下线前与 V4 同一高度；V6：腋后线上与 V4 同一高度。其连接到心电放大器的方式如图 2-7 所示。

以上 12 种导联方式（I、II、III、aVR、aVL、aVF、V₁-V₆）被称为常规导联，自 1954 年由美国心脏学会推荐为国际通用，沿用至今。

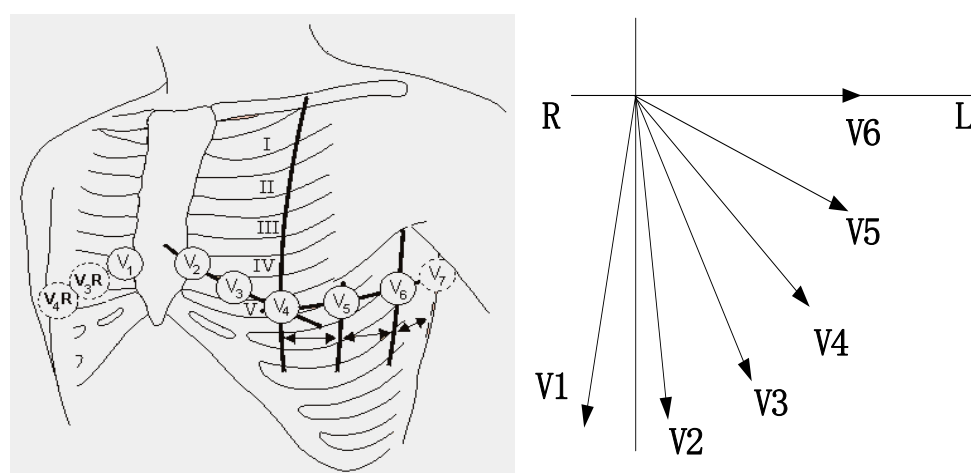


图 2-6 胸导联电极位置及胸导联向量的方向顶视图

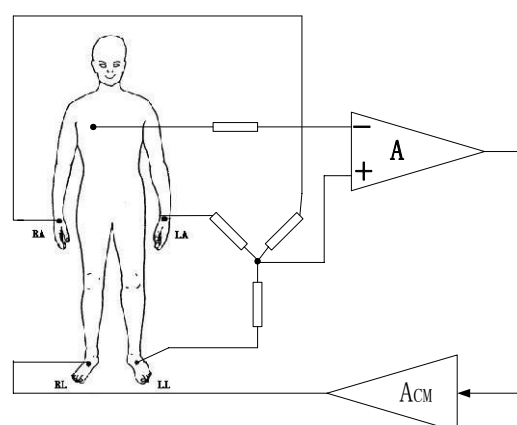


图 2-7 胸导联 V₁~V₆ 连接方式

2.3 MIT/BIH 心电数据库

MIT/BIH 心电数据库是由美国麻省理工学院 (The Massachusetts Institute of Technology) 和 Beth Israel 医院合作建立的数据库。MIT/BIH 数据库共有 48 个病例, 每个病例数据长 30 分钟, 总计约有 116000 多个心拍, 包含有正常心拍和各种异常心拍。内容丰富、完整。并且有医学专家对每个心拍做出的识别和标注。在美国常被用作心电仪器的检验标准。

MIT/BIH 数据库中每个病例的 ECG 数据, 是按照每通道 360Hz(适于美国工频 60Hz 的整数倍)的采样率、12 位采样精度进行量化的。每个采样值 2 个字节。为了适应我国工频 50Hz 的情况, 并尽量满足原库数据量化的技术状况, 我们将采样率提高到 500Hz, 对原库输出的 ECG 信号重新进行量化, 然后存盘备用。这样处理后的数据, 用来考核分析程序时是不会影响原库注释的符合率的。同时还有利于 P 波及 ST 段等的检测和识别。

MIT/BIH 数据库中每个病例的 ECG 数据, 都有两个导联的值, 即 MLII 导联和 V5 导联。由于 www.physionet.org 网站上提供的 MIT/BIH 数据主要是面对 Unix/Linux 操作系统, 所以我们直接下载的 ECG 数据在 Windows 操作系统下无法直接识别, 必须进行格式转换。我们将下载的数据转化为 Windows 的文本格式, 可以得到我们需要的 ECG 数据。

2.4 ECG 噪声产生原因及其特性

由于心电信号比较微弱, 仅为毫伏 (mV) 级, 所以极易受环境的影响。在心电的记录过程中, 病人的自由活动、工作和休息等状态, 这些干扰对信号检测的正确性有很大的影响^[31]。因此, 如何抑制噪声的影响一直是 ECG 检测一个重要问题。所以在这里对 ECG 噪声产生原因及其特性总结如下:

1) 工频干扰

导联和电路的分布参数容易把外界和机内电源滤波不净而产生的交流电干扰引入到心电信号中, 表现为心电图上呈规律性的细小波纹。这种干扰往往掩盖了原有心电图中的细小转折, 影响心电图诊断。在给定测量环境中, 工频干扰的特性一经确定便不会改变。对于便携式装置一般不存在工频干扰。

2) 电极接触噪声

电极接触噪声是一种由电极接触不良或脱落所带来的不稳定干扰。其原因可能是电极质量低劣、电极松离皮肤或导联线牵拉电极均会导致心电图记录时有时无, 表现为基线的快速阶跃式变化, 然后呈指数形式下降。

3) 运动伪迹

人体皮肤在运动时相对于电极固定位置牵动幅度和范围很大,由此在电极与皮肤之间产生严重的肌电干扰和接触阻抗随电极位置的变化而改变,从而引起基线的瞬时漂移。

4) 肌电噪声 (EMG)

肌肉收缩会产生 mv 级的肌电干扰,表现为心电图上不规则的细小波纹,使心电图模糊不清或产生失真。对携带式装置,尤以左上臂大幅度活动时,或电极粘在肌肉较多部位时更为严重。一般认为,EMG 是一种有限带宽的白噪声。

5) 呼吸引起的基线漂移和心电幅度变化

人体呼吸时胸腔内器官和组织会发生一定程度的变化,当电极固定不良时,会对体表记录到的心电图波形幅度和形态有所影响,表现为基线随呼吸产生周期性漂移。心电波形的幅度随着呼气和吸气而分别上抬和下移。

6) 信号记录和处理中电子设备产生的干扰

此种干扰对信号影响很大,严重时可完全淹没心电信号或使得基线漂移剧烈,其中导联开路 and 放大器的热漂移是一个主要形成因素。这种干扰往往无法通过心电分析算法来校正。由于心电波形已完全畸变,此时对这些数据分析已无太大意义,所以一般的做法是跳过此段数据。

7) 电外科噪声

电外科噪声是一种高频干扰,与 EMG 不同的是,它表现为幅度很大的正弦波,因而完全破坏了心电信号。

表 2-1 噪声分类

	频率/频率成分	幅度	持续时间
1.工频干扰	50/60Hz 及其谐波	\leq ECG 峰峰值的 50%	——
2.电极接触噪声	60Hz	记录器最大输出	1s
3.运动伪迹	——	ECG 峰峰值的 500%	100—500ms
4.EMG 干扰	DC—100Hz	ECG 峰峰值的 10%	50ms
5.呼吸系统引起的基线漂移和心电幅度变化	——	幅度变化: ECG 峰峰值的 15%; 基线变化: 0.15—0.3Hz 为 ECG 峰峰值的 15%	——
6.信号记录和处理电子设备的干扰	——	——	——
7.电外科噪声	100K—1MHz	ECG 峰峰值的 200%	1—10s

2.5 小结

本章首先简明论述了心电信号产生的生理原理、正常心电波形的产生和各个特征点的意义、心电图的测量方法和特点以及心电测量的导联，论文所用的心电数据来自 MIT/BIH 心电图数据库，因此在本章中简单介绍该数据库；由于心电信号比较微弱，极易受噪声的影响，了解噪声的种类和产生的原因对心电信号的检测很重要，所以在本章的最后对噪声的种类和产生原理作了总结。

第三章 ECG波形检测算法研究

ECG 的自动检测与分析技术是密切相关的,检测是分析的基础。ECG 检测包括 QRS 复波、P 波、T 波特征点的检测以及其它特征参数的提取。

QRS 波检测是 ECG 检测中最主要的问题。QRS 波检测不仅是诊断房颤的最重要的依据,而且只有在 QRS 波确定后才能分析 ECG 的其它细节信息,也可以说,只有基于高精度的 QRS 波检测,才谈得上心电分析处理技术的发展。因此这里主要讨论关于 QRS 波检测的各种算法。另外,心电信号的预处理是心电检测的关键和首要步骤,在本章首先对心电信号的预处理技术作一个综述。

3.1 心电信号的预处理

由于心电信号比较微弱,仅为毫伏(mv)级,所以极易受环境的影响。在动态心电图的记录过程中,病人自由活动、工作和休息,可能处于各种各样的状态,譬如出入一些干扰很强的地方,或是大幅度的运动,因此,动态心电信号的质量要比常规心电图又要差得多,这对信号分析结果的正确性有很大的影响。因此,在 ECG 检测的一个重要问题就是要进行预处理。预处理的目的是增强 QRS 波的能量,抑制噪声和伪迹^[32]。

ECG 信号的信噪比往往较低,动态心电信号的噪声能量尤其大。为了增强心电信号中的有效成分,抑制噪声和伪迹,提高波形检测准确率,除了对心电记录仪的硬件抗干扰能力有较高的要求外,心电信号 A/D 变换后的滤波也至为重要。在早期的仪器中,干扰的抑制主要采用优化硬件电路的设计及采用特殊电路结构来进行。在微计算机和微处理器出现以来,数字滤波器由于其精度高、可靠性好、使用灵活,已逐渐显示出取代模拟滤波器的趋势。

Park 设计了一种小波自适应滤波器^[33],并将其性能与一般滤波器和自适应滤波器相比较,发现小波自适应滤波器有更大的优越性。Lander 用维纳滤波处理高分辨率心电信号,取得了一定成果^[34]。郑小林用小波变换具有多分辨率的特性^[35],将小波变换方法应用于 ICG 信号(心阻抗图 ImPedanceCardiogram 缩写 ICG)呼吸基线漂移的抑制,取得了较好的效果,对 ECG 信号的基线漂移的抑制有一定的借鉴意义。

为了消除 ECG 中的高频噪声、低频基漂和工频干扰,Ahlstrom 和 Tompkins 设计了一个数字滤波器软件包^[36]。这一软件包由若干可以进行实时处理的数字滤波器组成,其中包括一个自适应的 60Hz 滤波器,一个汉宁平滑滤波器,一个消除高频肌电的低通滤波器,一个消除直流偏移和基线漂移等低频噪声的高通滤

波器, 以及一个用于 QRS 波探测的带通滤波器。使用者可以按照自己的需求, 调用不同模块级联而成一个实用的滤波系统。

Thakor 研究了 ECG 信号中各成分(包括噪声)的频谱特性分布^[37], 如图 3-1。

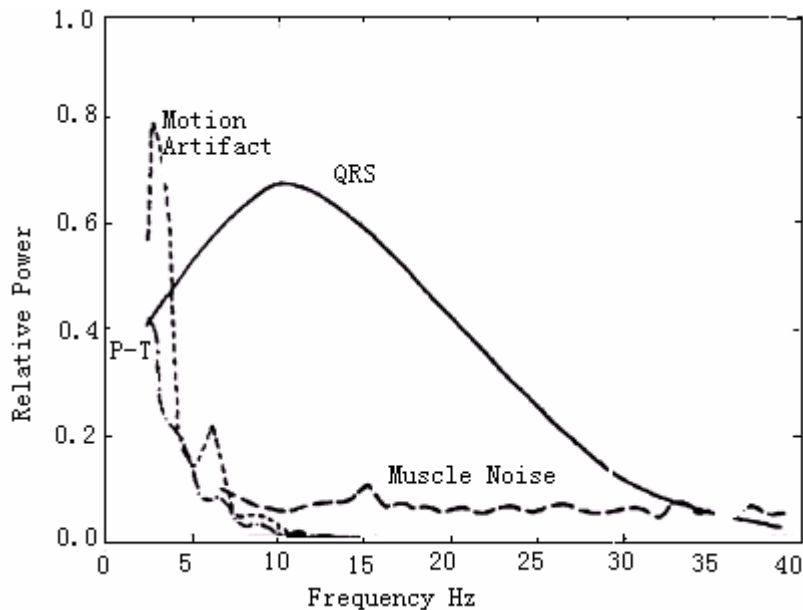


图 3-1 ECG 信号频谱特性分部图

他提出用一个带通滤波器来降低噪声, 以获取最佳信噪比 (SNR)。该带通滤波器是一个二 Butterworth 型, 中心频率 17Hz, Q 值为 5。杨^[38]认为利用微机做成的带通滤波器虽然可行, 但速度、成本及难度上都比模拟电路差, 因此他用硬件电子电路做成带通滤波器。该滤波器滤去了基漂和肌电干扰, 但处理过后的 ECG 信号形态发生变形, Q、S 点也消失了。Thakor 后来又提出了一种自适应的线性滤波器, 可以进一步提高 SNR。

Pan 和 Tompkins 介绍了用于 QRS 复波检测的带通滤波器^[39], 只不过采用的是一个剪切频率 11Hz、增益 36 的低通滤波器和一个剪切频率 5Hz、增益 32 的高通滤波器级联而成。

由于心电波形的复杂多变性和非线性特征, 人们已不满足于数学运算的信号处理方法和逻辑运算来处理心电信号。Yu 提出了一种非线性滤波器^[40]。其后 Xue 采用基于 BP 神经网络的非线性自适应滤波器^[41]较好地去除了基线漂移和伪迹的影响。其基本思想是用基于神经网络的最小均方算法设计的滤波器将除 QRS 波外的其它信号与噪声白化, 然后运用 QRS 波模板(用同样方法白化噪声)作线性匹配滤波。但自适应滤波器由于采用模板滤波, 效果要受到 ECC 波形变异的影响, 且这种算法较复杂, 计算量大。

Shehadji 提出的基于小波分析的 ECG 滤波技术^[42]可以较好地抑制噪声进行 QRS 波探测, Shehadji 认为在 2^{-6} 里只包含了基线漂移的主要成分, 抑制该子空

间的能量,可以得到较好的效果。算法缺点在于运算量较大。

在 ECG 监视过程中,最主要的干扰源来自于电源线的工频干扰及由于各种因素造成的基线漂移^[43]。费^[44]和胡^[45]提出的两种方法都能很好地抑制工频干扰,因为自适应滤波器的中心频率能够跟随工频信号的频率幅度变化而自动调节并抵消工频干扰,且可以获得较高的 Q 值。而基漂的去除应以不引起 ST 段的严重变形为前提,所用的滤波器必须具有线性相位;也可用较低的频率(12.5Hz)对原信号采样,再进行抛物线拟合及插值的方法得到估计基线,将原信号减去估计基线以达到消除基漂的目的^[46]。Van Alstey 设计的一次性消除工频干扰和基漂的滤波方法越来越受到人们的重视^[47]。该方法是将滤波器的频率特性按 50Hz 周期定义后,通过增加冲激响应的宽度,以减少需要运算的冲激响应系数的数目,再将冲激响应围绕某一点作对称排列,可再将所作乘法的次数降低一半。滤波效果好,实现简便。

由于各种滤波方法或多或少会造成有效信号的损失,而动态 ECG 中大多数波形或者只有一种干扰,或者只有少数几种干扰,或者和静态心电一样干扰很小,在波形检测前不需要全部进行预处理。为了避免不必要的滤波,石^[32]在预处理阶段引入了噪声检测技术,针对实时分析中常见的不同类型的噪声分别进行噪声处理。石利用陷波消除工频干扰,用抛物线拟合基线的算法去除基线漂移,检测基线幅值来预警信号饱和现象,而对于频带很宽的 EMG,则避开频率分析,利用给定时间段的峰谷密度来判别。

就目前心电信号消除干扰的实际水平来说,基线漂移与工频干扰一般能被较好的消除,肌电干扰由于其频率范围与心电信号的频率范围相互重叠,而消除比较困难。

3. 2 QRS 波检测算法研究

QRS 波检测是动态心电分析中的首要问题^[48]。只有检出 QRS 波,才能将心电数据划分为各个心拍,从而进行参数测量和波形分类;另一方面,QRS 波的检出直接影响到 RR 间隔和心率的计算,从而也影响到节律事件的分析。由此可见,QRS 波检测算法的准确度,对于动态心电分析的性能来说,是至关重要的。滤波之后的信号要经过某些变换来提高 QRS 波信噪比,然后使用阈值判断。这部分是检测技术的关键,也是各类检测技术不同点^[49]。

QRS 波检测算法的研究,至今已有几十年了。此间的文献数以千计,方法也是层出不穷^{[50][51][52][53][54]}。根据其实现的方式,可分为硬件方法和软件方法。

QRS 波硬件检测器主要依据 QRS 波与 P 波、T 波和噪声(工频干扰、肌电干扰、基线漂移等)的频率特性的差异来实现检测。典型的 QRS 波检测器由滤波电

路、整合处理电路和判别电路组成。滤波的作用是提高了 QRS 波对 P 波、T 波和噪声的比率，大多采用带通滤波器。Thakor 等^[55]人提出一种最优 QRS 波滤波器理论并给出了一种中心频率为 17Hz，Q 值为 4 的带通滤波器。整合处理方法，大多采用一阶差分、二阶差分、平方、平滑等技术中的一种或几种，以进一步加强 QRS 波的分量，减少噪声影响。心电信号经过滤波、整合处理后，送入判别电路，采用自动增益控制(AGC)、自动灵敏度控制等技术调整阈值。采用硬件实现 QRS 波检测具有处理速度快、结构相对简单的优点，但是方法上不如软件实现来得灵活，且对于复杂情况的应付能力较差。

采用软件实现 QRS 波检测，不仅可以方便地进行数字滤波、线性和非线性变换以及判定处理，还可以灵活地选择调节各类参数，对复杂情况做特殊处理，因而成为 QRS 波检测的主要研究方向。随着计算机技术、数字信号处理技术，以及人工智能理论的发展，QRS 波检测技术也得到了极大的发展。从七、八十年代流行的基于经典信号处理的方法和句法的方法，到九十年代的基于小波变换和神经网络的方法，先进的技术和理论的应用给 QRS 波检测技术带来了新的活力。另外，八十年代以来，标准心电数据库的逐渐形成，使得 QRS 波检测算法有了检验和评估的标准，也促进了各类方法的不断改进和完善。

本章将对现有的基于软件实现的 QRS 波检测算法进行回顾，主要分为以下几类：基于滤波和阈值检测的方法、基于数学模型的方法、基于模板匹配的方法、基于图形识别的方法、基于小波变换的方法，以及基于神经网络的方法。

3.2.1 基于滤波和阈值检测的方法

在 QRS 波检测算法中，有很大一部分是基于相同的结构，就是由预处理器和判断规则组成的。

QRS 波是一个心电周期中最具显著特征的部分，它具有较高的幅度、斜率，并且具有一定的宽度。因而，要检测 QRS 波，最直接的想法，就是阈值检测：若某个数据点的幅值超过阈值，则认为检测到一个 QRS 波。如果心电信号中没有伴随干扰，并且波形全都是正常的，或接近正常，那么仅仅靠阈值检测就可以完成任务。但事实上，记录到的心电信号通常都是伴有噪声的，基线漂移可能会使波形上下浮动得很厉害，而工频干扰和肌电噪声的叠加也可能导致信号有很大的失真。这样，就会使单纯的阈值检测失效。

要想使用阈值进行判断，必须首先对信号进行预处理，以改善波形。心电信号经过预处理之后，由判断规则决定是否有 QRS 波出现。判断规则通常包含幅度、斜率和面积阈值。在早期的算法中，阈值是预先设定的。但是，由于不同被检者之间信号幅度差异很大，而对于同一被检者，其 QRS 波的幅度和形态也可

能在短时间内发生剧烈的改变，因而大多数研究者采用自适应阈值。当要一个 QRS 波被检出之后，使用该波形的参数去调整阈值，从而适应信号的改变。

在大多数 QRS 波检测算法中，几乎不利用已经计算到的 RR 间隔的信息。尽管在很长一段时间内，节律很可能是规则的；但下一拍仍有可能在任意时刻出现，这是无法估计和预测的。在一些 QRS 检测器中，利用生理上不应期的概念，设计了阈值变化曲线，从而既保证可以检测到提前出现的早搏拍，又可以巧妙地避开大 T 波。典型的阈值变化曲线可用以下的分段函数表示

$$\eta(k) = \begin{cases} a_1; k = \theta + 1, \dots, \theta + D_1 \\ f(k); k = \theta + D_1 + 1, \dots, \theta + D_2 \\ a_2; k = \theta + D_2, \end{cases} \quad (3-1)$$

其中， $a_1 \geq f(\theta + D_1 + 1) > \dots > f(\theta + D_2) \geq a_2$ ， θ 代表最近检测到的 QRS 波的位置。 D_1 和 D_2 分别代表阈值变化的两个转折点。如图 3-2 所示

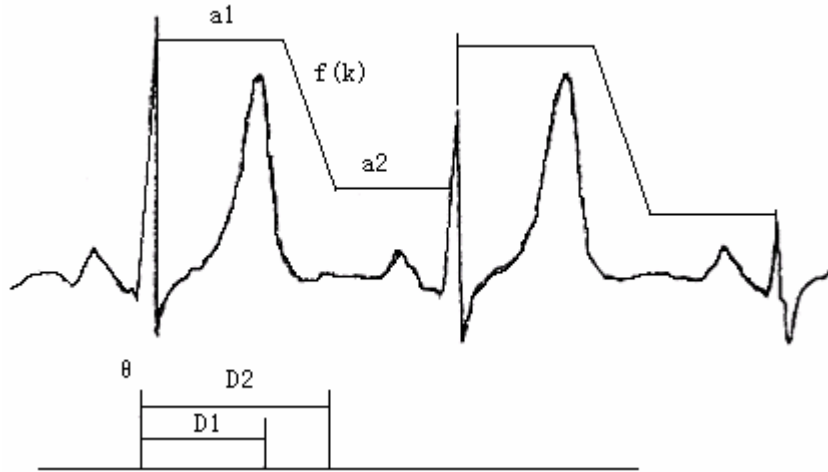


图 3-2 阈值变化函数示意图

其中， D_1 和 D_2 的选取十分重要。 D_1 如果选得太大，有可能会漏掉较早出现的早搏拍，而若选得太小，又可能由于高大的 T 波或较宽的室性早搏拍而导致误报。

以下，将对以往的一些具有代表性的工作进行逐一介绍和讨论。

1)Engelsel 于 1979 年^[56]提出了一个基于滤波和幅度阈值方案的 QRS 波检测算法，并引入了噪声检测的思想。算法的流程如图 3-3 所示。

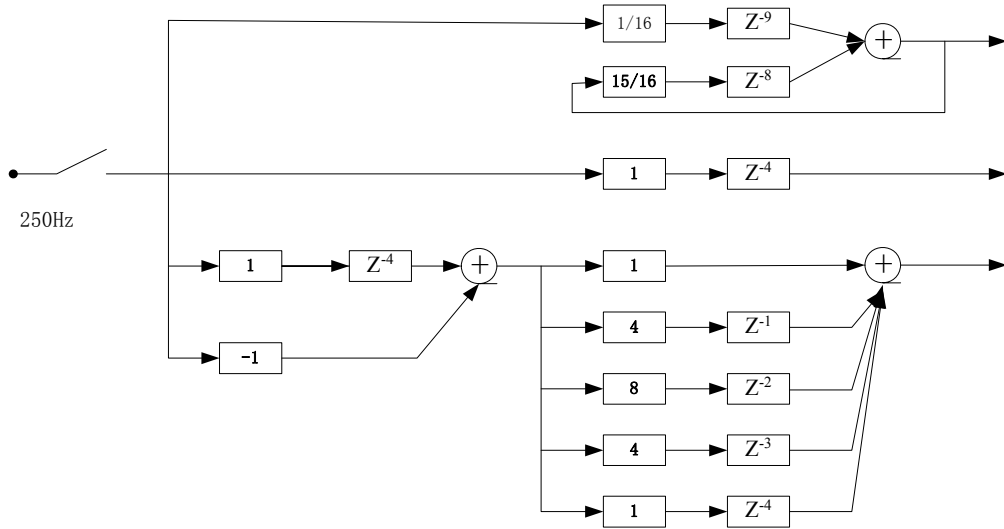


图 3-3 Engelse 算法流程图

经过 250Hz 频率采样的心电信号，一方面经过带通滤波： $H(z) = (1 - z^{-5})(1 + z^{-1})^4$ ，使频率在 5-30Hz 范围内的信号得到加强；另一方面，让信号通过低通滤波器，得到基线水平。将两个滤波器输出的信号相减，并在基线上下一定幅度范围内设置阈值。其检测原理如图 3-4 所示，若某数据点超过阈值并且其后的 100ms 内有第二个数据点超过阈值并且方向相反，认为检测到一个 QRS 波；如果在 200ms 内超过的次数大于 4 个，则认为是噪声。检测到的 QRS 波的峰值幅度将参与阈值的更新。

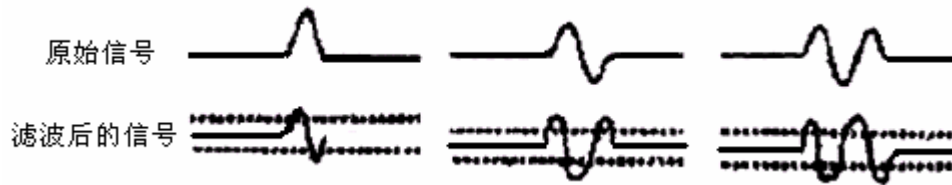


图 3-4 Engelse 算法的阈值检测原理

2) Brekelmans 的方法分为 3 个部分^[57]：将信号进行滤波和变换、生成阈值，以及 R 波检测。其中，第一步是在信号采集过程中进行的，而后面两步是在数据采集完成之后才进行的。该方法可以对多个通道的数据同时进行处理。

信号经 500Hz 的频率采样后，首先通过一个 10 点平均滤波器，以滤去 50Hz 工频干扰，将该信号与一个经过 8Hz 低通滤波的信号相减，形成带通滤波。将各通道滤波后的各对应数据点的绝对值相加，得到信号后，将各通道信号的一阶差分的绝对值相加，得到信号 D，将信号 A 与 D 相加，以去除信号 A 中可能出现的凹陷。在离线处理部分，首先对数据进行统计，取得幅度阈值和斜率阈值：若幅度和前后斜率均超过阈值，则认为检测到一个 QRS 波。该算法还引入了基准点更新的思想：若在一个 QRS 波后的 240ms 内又检测到一个，则认为它们是属

于同一个 QRS 波，并取顶点前后斜率绝对值之和较大的那个为 R 峰（基准点）。

该方法给了后来的研究者一个很大的启示，就是综合各通道的信号进行判断。但在该方法中，仅仅是将各通道信号简单地叠加，若第一个通道的导联安放的位置不好，导致信号低小而噪声大，而第二个通道信号质量优良，则对于后一个通道来说，叠加后数据的信噪比压反而降低。另外，将信号与其差分值相加，可以增加 QRS 波的能量，但是也会放大噪声；在肌电等噪声存在时，反而会使检测变得困难。

3)Nygards 于 1983 年^[58]提出一种使用包络 (envelop) 来描绘 QRS 波的方法。根据信号处理理论，由原始信号序列 $x(n)$ 和它的离散 Hilbert 变换 $X(n)$ 可以组成一个复序列：

$$Z(n) = x(n) + jX(n)$$

其中将 $x(n)$ 经过一个频率响应如下的离散系统可以得到 $X(n)$ ：

$$H(e^{jw}) = \begin{cases} -j, 0 \leq w \leq \pi \\ j, -\pi \leq w \end{cases} \quad (3-2)$$

可以定义复序列 $Z(n)$ 的幅度为 QRS 波形的包络：

$$x_e(n) = (x^2(n) + X^2(n))^{1/2} \quad (3-3)$$

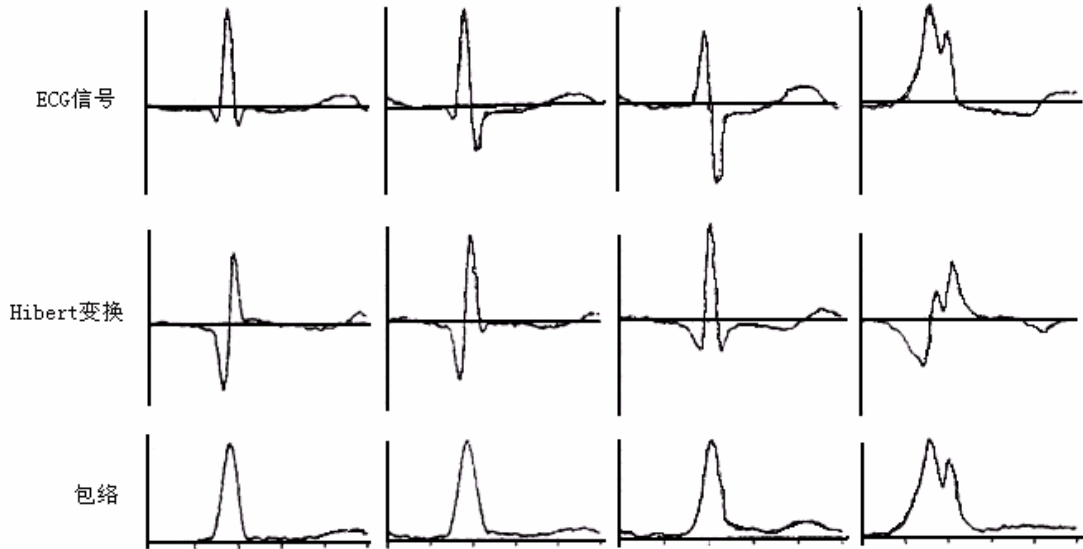


图 3-5 包络波形生成示意图

由图 3-5 可以看出，对于宽度正常的 QRS 波形来说，其包络波形为单个正的波形；而对于较宽的室性拍，其包络波形会出现涟漪 (ripple)。

该方法的流程是：首先使用一个高通滤波器去除原波形的低频成分，计算包络 $x_e(n)$ 并使用一个截止频率为 10Hz 的低通滤波器去除包络波形的涟漪，从而得到描绘函数 $d(n)$ 。其次，通过对 $d(n)$ 进行阈值检测，即可得到 QRS 波的位置。在实现时，信号的 Hilbert 变换可以通过隔点差分近似得到。

该方法最大的特点，在于它引入了通信中包络的概念。在对信号进行解调处

理时，一个带宽有限的信号可以用一个正值、低频的信号来表示，称之为信号的包络。对信号进行变换形成包络，可以提高 QRS 波的分量，方便阈值检测。但该方法在实现时，是要用原始数据与隔点差分相加得到包络的，对高频噪声的抵抗能力较弱。

4)Ligtenberg 用 FIR 带通滤波器和一个低通的差分器先后对信号进行滤波^[59]：

$$\text{带通滤波: } y(k) = \frac{1}{K^2} \sum_{m=k-K+1}^k \sum_{n=m-K+1}^m x(n) - \frac{1}{L^2} \sum_{m=k-K+1}^k \sum_{n=m-L+1}^m x(n) \quad (3-4)$$

$$\text{低通差分: } h_d = \frac{1}{3}(-1, -2, 0, 2, 1) \quad (3-5)$$

滤波后的数据经过平方运算和移动窗口积分得到整合。对于整合后的值，算法对 QRS 波的值和非 QRS 波的值分别建立模板，对于每一个计算得到的值，根据其是否与 QRS 类和非 QRS 类的平均值的距离，来判断是否是一个 QRS 波，并更新模板的均值。

该方法使用的是线性相位的 FIR 带通滤波器，不会产生信号的失真，因而滤波后的数据还可用于进一步的信号分析；但是另一方面，该滤波器会带来约 200ms 的延时，会给系统设计带来一定的复杂度。在该方法中，对于信号整合后的值，它不是采用阈值进行直接检测，而是采用聚类分析的思想，并且要用记录最开始的 2 秒钟的数据建立模板，实现过程较为复杂。

5)Ahlstrom 设计了根据 RR 间隔和 QRS 波宽度对 Holter 数据进行拍分类的分析方法^[8]。在该方法中，首先对信号进行隔点一阶差分，并使用移动平均滤波器去除差分产生的信号凹陷；接着，对原信号进行二阶差分和移动平均滤波，并将两个平滑后的差分信号相加，从而对应每个 QRS 波产生一定宽度的正向脉冲。然后是对产生的脉冲信号进行幅度检测，若数据值超过信号平均最大值的 50%，并在一定时间范围内下降到信号平均最大值的 10%，则认为检测到一个 QRS 波。该方法的特点，就是在幅值检测时，设置了一定的等待时间，在幅度超过阈值的一定时间内检测到下降沿，才认为是 QRS 波，这就对噪声有一定的抵抗作用；但是，对于较宽的 QRS 波来说，信号经过变换后，有可能产生很大的涟漪，甚至 QRS 波和后面的大 T 波可能会连在一起，从而在一定时间内信号不能降到阈值以下，导致漏检。另外，在对信号进行变换前，没有使用滤波，并且是对一阶差分和二阶差分的和进行幅度检测的，因而对高频噪声的抵抗能力很弱。

6)Pan 于 1985 年提出一种双阈值检测方法^[39]。首先，让心电信号依次经过一个带通滤波器和低通的差分器，以增强 5-15Hz 的信号分量；接着，对信号进行逐点平方和移动窗口(150ms)积分运算，得到变换后的信号。若差分后的信号和积分后的信号同时满足阈值条件，则认为检测到一个 QRS 波，并更新阈值。为了减小高 T 波带来的误判，在所检测到的 QRS 波后设定一段时间的“不应期”

(200ms), 在此期间不进行 QRS 波的检测。另外, 为了减小低幅 QRS 波造成的假阴性检测, 采用了回溯技术: 若当前点与上一 QRS 波相距的时间超过当前的 RR 间期阈值 (平均 RR 间期的 1.66 倍), 则认为中间可能漏检了一个低幅 QRS 波, 这时用较小的幅度阈值回头重判一次。

Pan 的方法的特点, 就是简单实用, 可实现实时检测。与上述的方法相比, 一是利用了不应期的概念, 二是采用了回溯技术。它可以避免对一些室性逸搏拍的漏检, 也可以应付偶尔出现的低电压情况。但是, 回溯技术的采用有一定限度, 若是控制得不好, 有可能会将大 T 波和低频噪声产生的基线扰动误检为 QRS 波。另外, 在 Pan 的算法中, 阈值的初始设置有很大的技巧性, 根据数据的不同, 需要手动设置。

7) Gritzali 总结了前人的经验^[60], 提出了一个通用公式:

$$\text{长度变换: } L(n, q, i) = \sum_{k=i}^{i+q-1} \sqrt{\sum_{j=1}^n (\Delta x_{j,k})^2} \quad (3-6)$$

$$\text{能量变换: } E(n, q, i) = \sum_{k=i}^{i+q-1} \sum_{j=1}^n (\Delta x_{j,k})^2 \quad (3-7)$$

其中 $\Delta x_{j,k}$ 代表信号的一阶差分, n 表示导联数, q 表示积分的窗口宽度。对于采样频率为 500Hz 的信号, q 取为 65(130ms), 相当于正常 QRS 波宽度的最大值。该方法的思想与 Brekelmans 的很类似, 就是将各导联的信号进行叠加。信号经过长度和能量变换后, 进行幅度检测。

8) Suppappola 采用了 MOBD (Multiplication Of Backward Differerence) 算法^[61]。N 阶 MOBD 变换的表达式如下:

$$x(n) = u(n) - u(n-1),$$

$$y(n) = \prod_{k=0}^{N-1} |x(n-k)|,$$

$$y(n) = 0, \text{ if } \text{sgn}(x(n-k)) \neq \text{sgn}(x(n-k-1)), k=0, 1, \dots, N-2, \quad (3-8)$$

式中 $u(n)$ 表示原始信号, $x(n)$ 是对原始信号的一阶差分, $y(n)$ 是最终的变换结果, N 通常取 3 或 4。判别时, 仍然采用幅值比较。该方法的特点就是简单、实时, 它没有采用滤波, 而是直接取几个相邻的差分的乘积。

3.2.2 基于数学模型的检测方法

上述方法都是基于一种经验判断的基础上的, 没有明确的数学模型, 但是比较实用。在 QRS 波检测中也提出了一些基于 ECG 数学模型的方法, 但由于计算比较复杂, 这些方法不适于实时检测。其中较具有代表性的工作有:

Bojesson 基于先验的最大估计可变阈值 QRS 波检测方法^{[62] [63]}, 其中 ECG

被看作若干个脉冲波形的组合 $S(K, T)$, 噪声看作是高斯白噪声。ECG 每个波(K)认为可以在任意时刻发生, 具有任意的幅度和宽度(T), 在以前检测到的 ECG 各波先验知识(波的个数、到达时刻、幅度和宽度等)的基础上, 利用极大后验概率估计法(maximum aposterior estimation)检测, 这种方法由于要在先验知识基础上求多种概率分布, 并计算联合概率极大值, 因此计算量很大。

Trahanias 提出一种基于数学形态学的 QRS 波检测方法^[64], 它利用对 ECG 信号所作的信号峰谷提取运算来检测 QRS 波。所提取的信号成分(波峰、波谷)的形态是由结构元素决定的。当使用幅度为零的水平线段作为结构元素时, 由于 QRS 波包含陡峭的、正或负的波峰, 且其周围区域不包含幅度为零的水平线段(数学形态学参数), 因此能够被有效地识别出来。

该方法构成的 QRS 波检测体系具有数学上的严谨性、精确性和鲁棒性, 同时抗噪声能力也较好, 但是对前期的预处理要求很高, 因为很多高频噪声也具有上述类似 ORS 波的特征。

Coast 提出了一种采用隐式 Markov 模型分析 ECG 的方法^[65]。这种方法将 ECG 采样数据作为一个随机序列, 每个波和线段作为隐式 Markov 链的隐状态, 根据先验知识, 即提供的已知 ECG 的状态与采样值, 计算各种状态相应于采样点的概率, 而后把这种概率分布与待处理的 ECG 信号结合, 识别出信号中的 QRS 波。这种方法对于高 P 波和高 T 波具一定的区分能力, 但计算量很大, 实际应用困难。

3.2.3 基于模板匹配的检测方法

模板匹配法, 也称相关法。其原理是把 ECG 信号采样点与预先存储的 ECG 波形模板逐点比较, 当待处理信号与模板耦合时其相关值最大。常用的比较方法有平均平方法、最小二乘法和面积差分法, 所存储的信号可以是正常或非正常的 QRS 波信号。这种方法对高频噪声和基线漂移很敏感。另外, 不同病人的心电波形可能是大不相同的, 如果被检者的心电波形与模板中存储的相差很大, 则这些 QRS 波将会被漏检。

Ruha 用匹配滤波器来检测 QRS 波^[66]。ECG 信号首先经过 15-40Hz 的带通滤波, 然后对其进行匹配滤波以进一步增强信噪比:

$$y(n) = \sum_{i=0}^{N-1} h(i)x(n-i) \quad (3-9)$$

其中, 冲激响应 $h(i)$ 是手工从信号的第一个心电周期中取得的, 用于作为对以后波形进行匹配的模板。信号经过匹配滤波器后, 与固定阈值比较, 进行最终

判断。匹配滤波的思想很有启发性，但在该方法中，取被检者的波形作为模板，一是需要人工干预，给算法的实现带来很大的不便；二是被检者的心电波形可能会发生很大的改变，若仅采用第一个波形作为模板，就会产生漏检。

3.2.4 基于图形识别的检测方法

上述检测 QRS 波的方法都属于非句法(non-syntactic)的，是基于信号处理理论的，也可以说是一类参数检测法。另一类检测 QRS 波的方法是基于图形识别，称为句法(syntactic)^{[67][68]}，其思想根据是 ECG 信号的病理特征不仅与波形的各类参数有关，而且与其波形形态有直接关系。句法的方法，是把 ECG 中不同的波形和线段分解成一系列的模式(线段或尖峰)，把每个模式的特征参数(如线段的斜率、起点、终点等)用一组符号表示，从而检测这些符号构成的序列；当某一序列符合 QRS 波所具有的符号序列时，则判定该序列所对应的 ECG 段为 QRS 波。句法检测技术的关键在于如何划定模式和定义识别所用的符号序列。

句法方法由于考虑到 ECG 信号的图形因素，从而避免了信号处理方法对图形差异大而参数变化不大的 QRS 波的错误识别，而且句法方法处理 ECG 信号一般不对信号作变换，处理过的信号以及识别 QRS 波建立的模式还可以进一步识别 P、T 波或其它成分，这是句法方法的长处。句法方法存在的固有问题是它对噪声较敏感。由于要建立 ECG 的模式，采用一系列束枝特征判别，处理速度较慢；同时，在进一步的心律失常分析中不便沿用医生传统的分析方法和步骤。总的说来，句法方法检测到的检测结果不会比非句法的好，而且存在着上述的问题，使得句法方法较少地获得实际应用。

3.2.5 基于小波变换的检测法

近年来研究者在提高 QRS 波检测算法上引入了小波变换技术^[69]，取得了较好的效果。Li 提出了一套检测 QRS 波和其它波段的检测算法^[70]，小波变换法具有良好的时频局域化特性，对于时变信号分析有独特的优越性。小波变换法是将信号分解到不同尺度的线性变换，其实质就是带通滤波。由于小波具有多分辨率的特点，在不同尺度上带通滤波效果很好，因此受到了广大研究者的关注。

在心电判别中，通常是使用二进制离散小波变换。由于二进小波对信号的伸缩方式是二进的，对频域信道的划分较粗，但有相应的快速分解算法(Mallat 算法)，因此很适于信号处理。

$$Wf(2^j, \tau) = \frac{1}{\sqrt{2^j}} \int_{-\infty}^{+\infty} f(t) \Psi\left(\frac{t-\tau}{2^j}\right) dt \quad (3-10)$$

小波变换检测法是根据 ECG 信号在尺度空间的模极大值传播特性,对二进小波变换后分布在各尺度空间上的信号模极大值进行检测,并消除其中的孤立点和冗余点。最后得到的一对模极大值间的过零点就是 R 峰位置。通过分析 ECG 信号功率谱密度的特点,以及小波变换的尺度和信号频率问的关系,可以发现 QRS 波群的能量大多集中在 2^3 尺度上,在大于 2^4 尺度上则大大减小,而运动伪迹、基线漂移等能量大都集中大于 2^5 的尺度上。因此在对心电处理时,通常都取 2^1 到 2^4 尺度上的小波变换结果来进行分析。

根据小波变换的理论,信号的奇异点对应于其小波变换的一个正模极大值和一个负模极大值对,其位置对应于正、负模极大值的过零点。具体算法是基于小波变换的模最大值 $\max |Wf(2^j, \tau)|$,当计算的信号模大于一定阈值时,就判定为 QRS 波群,通过检测过零点,就可判定具体的 R 波位置,并用 R 峰的值去更新阈值。Sahambi 提出一个减少高频噪声误判的改进算法^[71]:首先在 2^4 尺度寻找模最大值的位置,然后在该位置附近寻找 2^3 尺度上的模最大值,如果不是该尺度上模最大值,该部分就不是 QRS 波群;同理,一直寻找到 2^1 尺度。这样只有在 2^1 到 2^4 四个尺度上都是模最大值的,才是 QRS 波群。如图 3-6 所示:

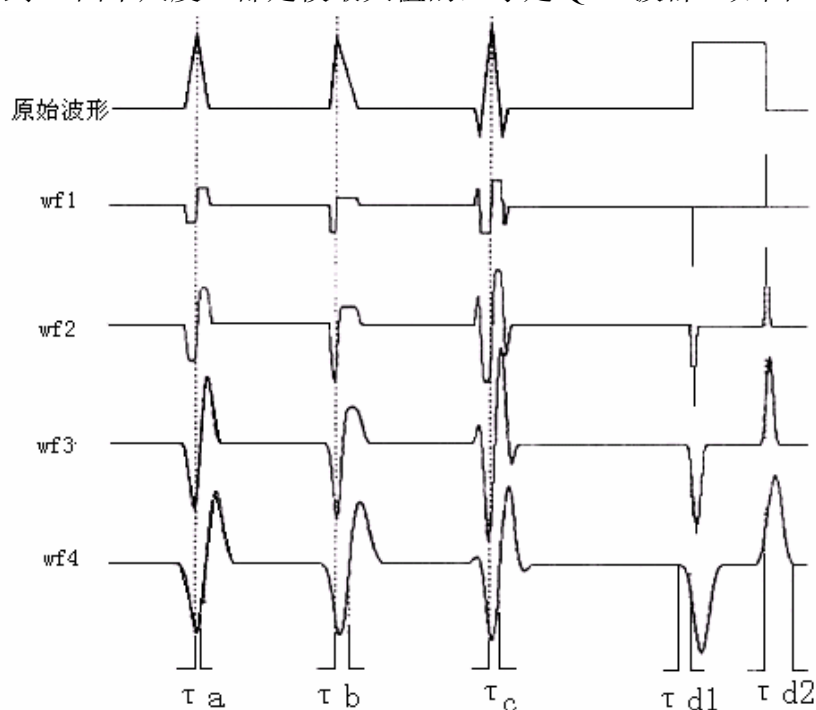


图 3-6 小波变换的模极大值对检测示意图

表 3-1 给出了小波分析检测和经典的时频域分析检测算法对 MIT-BIH 数据库的分析结果^[72]。

表 3-1 三种 QRS 波检测方法的结果比较

研究者	105		108		203		222		总误检率 (%)
	FP	FN	FP	FN	FP	FN	FP	FN	
Pan	67	22	199	22	53	30	101	81	0.675
Hamilton	53	22	50	47	14	61	40	37	0.540
Li	15	13	13	15	2	24	1	9	0.150

具有多尺度的小波变换后的信息,较好地描述了 ECG 各个波的特点,尤其是成功地将 QRS 波和噪声、干扰、基漂等因素区别开,大大减少了这些因素对检测效果的影响。而且,由于伪迹一般在一定时间内只有一个上升沿或一个下降沿,利用模板大值对的方法很好地消除伪迹的影响。从实验结果的比较中可以看出具有多尺度的小波变换后的信息,不仅能很好地描述 ECG 各个波的特点,而且可以成功地将 QRS 波和肌电、工频、基漂等干扰区别开,尤其是对于由信号饱和产生的伪迹,由于其只能产生孤立的模板大值列,从而能有效地将其剔除。但另一方面,小波变换方法计算量较大,应用于实时则有一定困难。随着微处理器性能的提高和计算机多处理器技术的发展,这种方法已经为人们所关注。

另一种与小波变换法相类似的,是滤波器组方法,其原理是采用滤波器组,将信号分解为多个频率,然后进行分析。滤波器组的方法在实现上比小波变换更灵活,并且速度要快。一个滤波器组包括一系列的分析滤波器 $H_i(z)$, 将信号分解为 M 个特征最明显,且具有唯一带宽的频带, QRS 波检测可以在每个单独的频带进行,也可结合几个频带的输出信号共同判断:

3.2.6 基于神经网络的检测方法

神经网络是用于模式识别的方法,近年来,在 ECG 信号的处理分析中也得到了广泛应用,主要是用于分类、重建和压缩^{[73][74]},也有学者将其用于 QRS 波的检测。

神经网络在 QRS 波检测中,主要是用作自适应的非线性预测器^{[75][76]},其原理是根据以前的采样点 $X(n-i)$ 来预测当前的采样点 $x(n)$ 。由于 ECG 中主要包含的是非 QRS 成分,因而可以训练网络使得非 QRS 段可以被很好地预测。当 QRS 段出现时,由于相邻的数据点之间差别很大,就会导致预测出错。根据预测误差,可以进一步进行 QRS 波的检测。

由于神经网络具有自学习、自组织、并行处理等特点,为解决以前心电信号检测处理识别中的问题很有帮助,所以从 90 年代以来,开始有人研究用神经网络

络对心电信号进行检测分析处理的研究。在网络的选择上,以 BP 网络较多。但是在实际应用中,人们发现 BP 神经网络有两个缺陷:第一 BP 算法的收敛速度缓慢,容易陷入局部极小值的吸引区域;第二长时间的学习后,误差终于减到容忍的范围内,但用其他的样本测试,经常与理想的还存在差距。也就是说神经网络的泛化能力欠佳。

在本文中,研究基于小波神经网络对心电信号进行检测分析处理。充分发挥小波基函数良好的时频局部性特点,利用小波基函数作为输入节点的小波神经网络在波形信号特征提取和泛化方面有较强的优势。利用小波神经网络进行心电信号的检测和处理已是心电信号研究领域的一种新的发展方向。本文就是基于此点,经过研究希望能把小波神经网络能成功的应用到心电信号的检测中来。

3. 3 其它波段检测算法研究

3. 3. 1 P 波和 T 波的检测方法

在 ECG 信号中,P 波和 T 波幅度小,频率低,难以与干扰和噪声分离,因此较 QRS 波的检测更加困难。然而,检测 P 波对于正确获得心率变异性(HRV)信号有十分重要的意义。当出现心室脱落时,仅检测 R 波将会出现严重错误,P 波的检测作为一个辅助手段能够较好地防止这种错误的发生。T 波特征点的检测也是 ST 段计量和波形分类的基础。通常,P 波和 T 波的检测是在 QRS 波定位以后进行的。在 QRS 波起点之前的一段区域内检测 P 波,在 QRS 波终点之后的一段区域内检测 T 波。

较早的 P 波检测方法有 Stallmam 等人^[77]的空间速度检测法。他们对正交三导联(Schmitt's SVECI 导联和 Frank 导联)的 ECG 用空间速度即正交三维信号的斜率均方根,从 QRS 波起点开始回判,确定 P 波。这种方法很容易受到噪声的影响,只适用于静息 ECG 记录状态下。

在 P 波检测中应用较多的是自适应滤波检测^{[78][79]}。这种方法把 ECG 的 QRS 波和 T 波作为噪声,待检 P 波作为信号,用最小二乘法(LMS)使得估计噪声与信号噪声最接近,然后从 ECG 信号中减去估计噪声,得到待检测的 P 波。与这种思想类似的,Slocum 等^[80]从 ECG 中减去平均 QRS 波模板,然后运用相关分析技术检测 P 波。这类方法在某些条件下不仅可以提取 T 波终点至下一个 QRS 波起点的 P 波,甚至可以提取重叠在 QRS-T 段上的 P 波,但这类方法往往要求心室节律稳定、QRS 波形态一致等,因而不能适用于心律失常自动分析等场合。

此外,一些后来出现的 ECG 分析方法可以用来检测 P 波和 T 波。Gritzali 提出的一种长度变换法^[81],该方法取 ECG 的差分的一段作平方根求和:

$$L_i(q) = \sum_{k=i}^{i+q-1} \sqrt{1 + (\Delta y_k)^2} \quad (3-11)$$

其中 Δy_k 是采样值的一阶差分， q 是常数，不同的 q 值对应QRS波、T波、P波这几个不同波的波宽， L_i 是第 i 个采样点所对应的变换值。

该方法的实现步骤是：先用QRS波的 q 值对ECG信号作变换检出QRS波，并求出其起点和终点，从ECG信号中减去QRS波后对余下的信号用一较大的 q 值作变换，检出T波。最后，对消除QRS波和T波后的信号用较小 q 值作变换检测出P波。这种变换实际上强调的是能量，因此对高频噪声较敏感。

根据一定数学模型检测P波和T波的方法采用离散余弦变换(discrete cosine transform, DCT)及其反变换(IDCT)^[82]。这种方法对低频和低频噪声有较好的承受能力，在算法的复杂性和准确度方面得以兼顾，只是在P、T波很小时失效，且无法测定P、T波的起终点。

近年来出现了运用小波分析的方法来检测P波和T波。经二进小波变换后，P波和T波的能量主要落在 2^3 - 2^5 尺度空间上。由于伪迹、基漂等低频噪声在 2^5 尺度上很严重，所以一般都只研究 2^3 和 2^4 的信号特征。根据Li的实验^[83]，在各个尺度上P波和T波在QRS复波前后各会产生一对模极大值，而该模极大值对的过零点就对应峰值顶点。P波和T波的起点和终点分别对应模极大值对的起点和终点，并进行基于经验的时移校正。Sahambi将模极大值的5%作为阈值来搜索P波和T波的起点和终点^[84]。谢运用小波变换^[85]比较了单纯P波检测和R波为主P波为辅的检测，发现后者有明显较好的结果。在找到一个R波波峰后130-200ms的区间内搜索P波，可以大大减少低频噪声带来的误检。

类似于QRS波检测，运用句法方法也可以检测P波和T波，但也存在类似于QRS波检测中的问题，且由于P波和T波幅度较小，信噪比低，其检测效果不如QRS波检测效果好。

目前对ECG的P波和T波检测，仍是一个未很好解决的问题，尤其是在长时间动态ECG检测中，由于导联选择的限制和较大干扰噪声的存在，常使P波在特定导联上没有明显表现或为噪声所淹没。目前运算简单且使用可靠的检测算法仍是ECG自动分析技术中一个挑战性的问题。

3.3.2 ST段检测方法

ST段是从QRS复波终点到T波起点间的线段，它所反映心室肌早期复极过程的电位与时间变化，其检测对于心肌缺血和心肌梗塞有重要诊断价值。ST段的测量参数主要有^{[86][87]}：

- 1) ST段电平，指ST段特征点相对于等电位线或双峰点的绝对变化值；
- 2) ST段斜率，即ST段特征点与T波起点相对于等电位线的斜率；

3) ST 段与等电位线所包围的面积。

3.3.2.1 ST 段特征点检测

ST 段检测中最关键的是其特征点 C 的检测，但 ST 段中哪一点可以客观地表示 ST 段电平，目前尚无一致意见。大多是采用以下几种方法来确定 C 点。

1) J+X 法，以 J 点为基点将其后 Xms 处的点作为 C 点，X 是一个经验参数。一般的 Holter 系统和运动试验系统都采用人工干预停止分析过程人工调整 X 的方法。人工调整的依据是第一操作者的习惯，第二心率的变化，心率快时取较小的 X，心率慢时取较大的 X。具体值可根据临床习惯和经验确定^[88]。

2) R+X 法^[86]，以 R 峰点为基点将其后 Xms 处的点作为 C 点，X 的取值与 J+X 法中的类似。这种方法优点是 R 峰点较 J 点容易检测定位，算法简单，缺点是要受到 QRS 宽度变化的影响。

3) 窗口搜索法^[89]，这种方法是在 ST 段内建立一个搜索窗口，在此窗口内搜索最高或最低点作为 ST 段的特征点，窗口的范围一般从 J 十 20ms 到 T 波起点。这种方法可以避免心率和 QRS 波宽变化对特征点测量的影响，但 T 波起点较难测定。

3.3.2.2 ST 段斜率检测

ST 段斜率测量常用的有直线法和线性回归法。直线法是用 ST 段内两点形成的直线斜率来近似 ST 段的斜率，如 Ichimaru 等^[90]用 ST 段起点 J 和特征点 C 形成直线，Weisner 用特征点 C 和 ST 段终点 T_b 形成直线^[91]。线性回归法是把 ST 段内的数据用线性回归形成直线，用该直线的斜率来近似 ST 段斜率。ST 段回归的区间，不同的研究者所用不同。常用的有取特征点前后共 20ms 的区间，或用 J 点到 J 十 80ms 点的区间。

3.3.2.3 ST 段面积检测

ST 段面积测量不如前述 ST 段电平和斜率测量用得普遍，不同的人选用了不同的指标。其中主要有 ST—T 段面积测量和 ST 段下降型有效面积测量等。

ST 段由于频率低，形态变化多样，容易受到基漂等低频干扰影响，使得其测量较为困难。目前对 ST 段的测量还缺乏统一的测试指标和公认的测试数据库，从而无法对各种算法的性能进行客观评价，因此，对 ST 段的分析还需要从方法和技术上做进一步的研究。

3.4 小结

本章对历年发展起来的 QRS 波检测算法进行了回顾。总的来说, QRS 波检测可以分别由硬件和软件来实现, 但软件实现由于其方便、灵活等特点, 成为 QRS 波检测算法的主要研究方向。本章对 QRS 波检测的软件实现方法进行了进一步的研究, 按照检测原理, 将现有的方法分为以下几类: 基于滤波和阈值检测的方法、基于数学模型的方法、基于模板匹配的方法、基于图形识别的方法、基于小波变换的方法和基于神经网络的方法, 并逐一进行讨论; 最后对心电信号其他波段的检测算法也作了讨论。

波形检测是 ECG 自动分析的基础。检测往往要伴随着后续的分析, 对检测算法的复杂度控制非常重要。就目前的情况看来, 实际应用最多的还是较为简单的时、频域检测的方法。随着微处理器性能的提高和计算机并行技术的发展, 人们将越来越关注于检测的可靠程度, 这一方面要不断引进新的信号处理技术, 另一方面则需要建立一套完整可靠的评估系统以对各种检测方法进行客观评价。波形检测技术在精度和速度两方面的研究和发展是 ECG 自动分析的一个基础环节。

第四章 基于小波神经网络的心电信号检测及房颤诊断研究

4.1 引言

小波神经网络兴起于 90 年代初期, 当时小波分析理论在许多应用领域中者获得了巨大的成功^{[92][93]}。小波分析应用于神经网络被认为是小波分析理论发展的必然结果。小波神经网络是在 BP 神经网络的基础上, 考虑和分析了 BP 神经网络的激励函数的特点, 以及 BP 神经网络的结构, 结合了小波分析的知识而构造的。

小波神经网络 (Wavelet Neural Network) 简称小波网络 (WNN), 是基于小波分析理论所构造的一种新的神经网络模型, 即用非线性小波基取代了通常的非线性出 sigmoid 函数, 其信号表述是通过对所选取的小波基进行线性叠加来实现的。WNN 充分利用了小波变换良好的局部化性质并结合了神经网络的自学习功能, 因而具有较强的逼近、容错能力, 其实现过程亦比较简单, 故 WNN 的应用非常广泛。

Baksi & Stephanopoulous 采用正交小波函数作为隐节点激励函数^[94], 依据多分辨分析理论, 采用 Mallat 塔式分解算法对样本进行分析。他们将一部分隐节点激励函数取为尺度函数, 另一部分取为小波函数, 采用逐级学习的方法来训练网络: 即先在较粗的分辨率下进行学习, 然后逐渐加入具有较细分辨率的网络节点进行学习, 因而网络的误差越来越小, 且因为节点函数的正交性, 使得每加入新的节点, 并不影响已学好的节点的参数, 而只需修改新加入的节点的参数。计算表明, 训练网络的计算量比 B-P 网络要小。但由于小波正交基的构造比较复杂, 目前没有一个实用小波正交基有显式表示, 因此在实际中应用正交小波网有不小的困难。

Zhang & Benveniste 采用框架小波作为隐节点激励函数^[95]。他们由小波分解式直接导出小波网络结构表达式, 并且小波函数的伸缩和平移参数是在网络训练过程中, 通过学习确定, 对被逼近函数具有自适应性。这种网络所需隐层节点少, 而且不需要进行频谱分析, 逼近精度也比较高。但其网络学习调整参数多, 计算量大, 不利于进行高维扩展。

Panti & Klishnaprasad^[96]也采用框架小波作为隐节点激励函数。他们通过离散仿射小波变换理论来设计前馈神经网络结构, 并充分利用了小波分析的时频局部化特性, 通过分析训练样本集中包含的信息来完成两件事: (1) 确定隐藏层中处

理单元的数量；(2)确定小波基函数的伸缩和平移参数，从而减少网络学习需要调整的权的数量。他们还从理论上证明了其设计算法具有向高维扩展的能力。

小波函数在紧支集中能任意逼近非线性连续函数的特点和它在时频域都有分辨的特点，使得小波神经网络更适合学习局部非线性和快速变化的函数。根据小波变换的知识，用神经网络的权值代替离散小波变换中的系数，从而构成小波神经网络。小波神经网络的预处理层作的是小波变换，隐层用的是极性函数，如果隐层用小波函数，可构成另一种小波神经网络。小波神经网络结合了小波变换良好的时频局域化性质及神经网络的自学习功能，它有很好的逼近容错能力。由于小波神经网络的这些特点，使它在心电信号检测处理中的应用研究也逐渐多了起来，本文就是基于小波神经网络在心电信号检测中的应用做了研究性工作。

4.2 小波分析

法国地球物理学家 Morlet 于 80 年代初在分析人工地震勘探信号时发现了这样一类信号，即在信号的低频端具有很高的频率分辨率，而在高频端的频率分辨率可以很低。从时频不确定性原理的角度看，这类信号的高频分量应具有高的时间分辨率，而低频分量的时间分辨率可以较低。根据人工地震勘探信号的这一特点，Morlet 提出小波变换^[97]。小波变换在时频平面不同位置具有不同的分辨率，是一种多分辨率分析方法。为了更好的理解小波神经网络，这里先简要介绍一下小波变换的知识。

4.2.1 小波变换

小波变换是基于小波函数 ψ 的， ψ 必须满足“容许性”条件：

$$C_\psi = \int_0^\infty \frac{|\hat{\psi}(\omega)|^2}{\omega} d\omega < \infty \quad (4-1)$$

等价地有

$$\int_{-\infty}^{\infty} \psi(t) dt = 0。 \quad (\text{这就是 } \psi \text{ 被称为小波的原因}) \quad (4-2)$$

对任意的 $f \in L^2(R)$ ，它的小波变换公式为：

$$(W_\psi f)(b, a) = \frac{1}{\sqrt{a}} \int_{-\infty}^{\infty} \psi\left(\frac{t-b}{a}\right) f(t) dt = \int_{-\infty}^{\infty} \psi_{b,a}(t) f(t) dt \quad (4-3)$$

其中 $a, b \in L^2(R)$ ， $a \neq 0$,

$$\psi_{b,a}(t) = \frac{1}{\sqrt{a}} \int_{-\infty}^{\infty} \psi\left(\frac{t-b}{a}\right)。 \quad (4-4)$$

从式 (4-3)、(4-4) 可以看出, 小波变换是通过信号与母小波函数 ψ 的伸缩与平移形式内积而实现的。

设母小波函数 ψ 的中心为 t^* , 半径为 Δ_ψ , 则函数 $\psi_{b,a}(t)$ 的中心为 $b + at^*$, 而其半径等于 $a\Delta_\psi$ 。由小波变换公式可以知道, 小波变换在时间轴的分辩窗为,

$$[b + at^* - a\Delta_\psi, b + at^* + a\Delta_\psi] \quad (4-5)$$

同样设母小波函数 ψ 的傅里叶变换 $\hat{\psi}$ 的中心为 ω^* , 半径为 $\Delta_{\hat{\psi}}$, 由于

$$\frac{1}{2\pi} \hat{\psi}_{b,a}(\omega) = \frac{|a|^{\frac{1}{2}}}{2\pi} \int_{-\infty}^{\infty} e^{-i\omega b} \psi\left(\frac{t-b}{a}\right) dt = \frac{a \cdot |a|^{\frac{1}{2}}}{2\pi} e^{-i\omega b} \hat{\psi}(a\omega) \quad (4-6)$$

所以函数 $\hat{\psi}_{b,a}(\omega)$ 的中心为 $\frac{\omega^*}{a}$, 而其半径为 $\frac{\Delta_{\hat{\psi}}}{a}$, 由小波变换公式同样可以知道, 小波变换在频率轴上的分辩窗为:

$$\left[\frac{\omega^*}{a} - \frac{\Delta_{\hat{\psi}}}{a}, \frac{\omega^*}{a} + \frac{\Delta_{\hat{\psi}}}{a} \right] \quad (4-7)$$

这样, 小波变换在相空间内给出了一个时间—频率窗

$$[b + at^* - a\Delta_\psi, b + at^* + a\Delta_\psi] \times \left[\frac{\omega^*}{a} - \frac{\Delta_{\hat{\psi}}}{a}, \frac{\omega^*}{a} + \frac{\Delta_{\hat{\psi}}}{a} \right] \quad (4-8)$$

这个时间—频率窗的面积为 $2a\Delta_\psi \times \frac{2}{a}\Delta_{\hat{\psi}} = 4\Delta_\psi\Delta_{\hat{\psi}}$, 与它在相空间的位置无关, 在整个相空间内它的面积都是保持不变的。但是, 它的时间窗宽度为 $2a\Delta_\psi$, 随着 a 的变化而变化。在 a 较大时, 时间窗会自动变宽以检测低频信息; 而 a 较小时, 时间窗会自动变窄以检测高频信息。同时, 在频率窗上可以知道,

$$\frac{\text{中心频率}}{\text{带宽}} = \frac{\frac{\omega^*}{a}}{2 \cdot \frac{\Delta_{\hat{\psi}}}{a}} = \frac{\omega^*}{2\Delta_{\hat{\psi}}} \quad (4-9)$$

中心频率与带宽的比与中心频率的位置无关, 即这个比值在任意频率位置都保持为一个常量, 称为“常数-Q 滤波”。这种现象同样说明了小波变换的时间—频率窗的可调整性, 在频率较大的位置, 由于“常数-Q 滤波性质”, 其频率窗要相应增大, 由于整个时间—频率窗的面积是不变的, 频率窗带宽增大的结果是使时间窗宽度变窄, 而在频率较小的位置, 时间窗的宽度的变化正好相反, 所以在整个相空间上, 时间—频率窗保持了随频率的大小而调节形状的特性。

4.2.2 小波变换的类型

4.2.2.1 连续小波变换

$f \in L^2(R)$ 的连续小波变换为:

$$CWT(f) = \frac{1}{\sqrt{a}} \int_{-\infty}^{\infty} \psi\left(\frac{t-b}{a}\right) f(t) dt \quad (4-10)$$

其中, a, b 为整数。参数 a 被称为尺度参数, 参数 b 被称为偏移因子。

令 $t = at$, 则连续小波变换公式为:

$$CWT(f) = |a|^{\frac{1}{2}} \int_{-\infty}^{\infty} \psi\left(t - \frac{b}{a}\right) f(at) dt \quad (4-11)$$

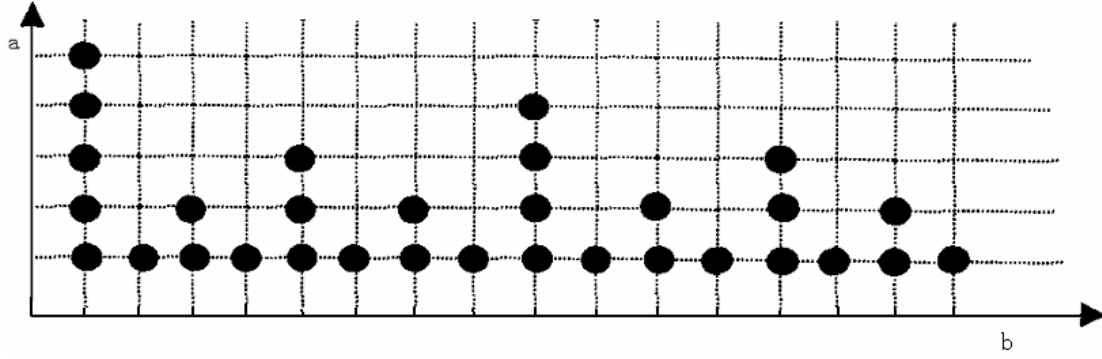
从 (4-10) 式可以看出, 当尺度 a 增加时, $\psi\left(\frac{t-b}{a}\right)$ 在时域上扩展, 对越来越长的时间范围内的信号 $f(t)$ 起作用, 而从 (4-11) 式, 当尺度 a 增加时, 信号 $f(at)$ 在时域上收缩越来越厉害, 而滤波器长度保持不变。所以说, 尺度参数 a 所起的作用与地图上的比例尺类似, 当尺度越大时, 表示的是全局的概况, 而尺度越小时, 则表示更详细的细节内容。

4.2.2.2 小波框架

连续小波变换对信号的表示冗余度是很高的。在实际应用小波变换时, 需要对连续收缩因子 a 和偏移因子 b 作离散化处理。问题是, 怎样保证在 a, b 离散化以后, 使得信号在小波分解后能够完全重构出来, 如图 4-1 所示:

两个尺度 $a_0 < a_1$ 对应于两个频率 $f_0 > f_1$, 根据 Nyquist 定理, 在尺度 a_1 上的小波系数在再抽样的比例是在尺度 a_0 上的小波系数再抽样比例的 f_0 / f_1 倍, 所以很自然地将 a, b 离散化为

$$a = a_0^j, b = ka_0^j。其中 j, k 为整数。 \quad (4-12)$$

图 4-1 小波离散化示意图, $a = 2^j, b = k2^j$

相应的小波函数 $\psi_{j,k}(t)$ 为

$$\psi_{j,k}(t) = a_0^{-\frac{j}{2}} \psi(a_0^{-j}t - k) \quad (4-13)$$

一个特殊的取法是 $a_0 = 2$ ，则相应的小波函数为

$$\psi_{j,k}(t) = 2^{-\frac{j}{2}} \psi(2^{-j}t - k) \quad (4-14)$$

4.2.2.3 正交小波变换

如果小波函数 $\psi_{j,k}(t)$ 满足以下条件

$$\int \psi_{j,k}(t) \overline{\psi_{j',k'}(t)} dt = \begin{cases} 1, j = j', k = k' \\ 0, \text{其他} \end{cases} \quad (4-15)$$

则可以认为所有的 $\psi_{j,k}(t)$ 构成了 $L^2(R)$ 上的一个正交基。 $L^2(R)$ 上的任意函数可以用这个正交基来描述，信号可以由小波基函数的加权和来表示，

$$f(t) = \sum_{j,k} w_{j,k}^j \psi_{j,k}(t) \quad (4-16)$$

4.2.2.4 小波变换的物理解释

把 $\psi_{a,b}(x)$ 当作一带通滤波器，则小波变换 $W_f(a, b)$ 便是函数 $f(x)$ 在滤波器 $\psi_{a,b}(x)$ 下的滤波结果^[98]。小波滤波与传统滤波方法的本质区别在于：小波滤波窗函数 $\psi_{a,b}(x)$ 的窗口时频宽度是随参数 a 的变动而变动的， a 变小频窗变宽， a 变大频窗变窄。小波滤波能适应各种信噪数据的信噪分离，主要原因在于：对于不同的频率信号，小波分析自动调整参数 a 的数值，即小波滤波通过自动调整参数 a ，使滤波器与特定的信噪数据相匹配。

4.3 神经网络

4.3.1 神经网络概述

生命科学与神经科学的相互交叉、相互渗透、相互促进是现代科学发展的重要特点之一，神经网络就是这样一门交叉学科^[99]。作为对人类智能研究的重要组成部分，它已成为神经科学、脑科学、心理学、认知科学、计算机科学、数理科学等共同关注的焦点。神经网络系统是由大量的简单单元——形式神经元高度错综复杂连接而成的网络系统。节点特性、连接拓扑结构及学习规律是确定一个网络的三个要素。神经网络是借鉴了现代神经科学的研究成果提出来的，它在功能上反映了生物神经系统的若干基本特性，如人类大脑的协同作用和自发的集体计算能力等，但神经网络并不是脑系统的逼真描写，而只是它的某种简化、抽象和模拟^[100]。

已经提出的多种神经元模型：神经元数理模型，分层神经网络模型，Hopfield 模型，认知模型等等。从本质上说神经网络是一种巨型非线性动力系统，功能强大的计算产生于它的潜在动力学演化过程，在神经网络与外界环境的相互作用过程中，神经网络逐步调整自己以适应环境，这种调整源于神经网络的自学能力，表现在网络结构参数的变化上。小波神经网络是基于小波分析理论所构造的一种新的神经网络模型，即用非线性小波基取代了通常的非线性 Sigmoid 函数，其信号表述是通过对所选取的小波基进行线性叠加来实现的。下面就重点介绍小波神经网络。

4.3.2 神经网络的传递函数

函数近似问题是研究神经网络的一个基本问题，而由 Sigmoid 函数^[101]构成的多馈神经网络原则上是可以无限逼近非线性函数，但是由于 sigmoid 函数本身的特点，决定了 sigmoid 网络是一个次优网络^[102]。这是因为：

1) sigmoid 函数 $\text{sig}(x)$ 是有 k 光滑度的 $C^k(k, \gamma, \gamma)$ 函数，它的能 $f = \sum_{a,b} W_{a,b} Y_{a,b}$ 量具有无限性，使得人们不能用能量有限的带限函数来逼近它，也不能找到与 f 对应的局域特性，而通常能用解析式逼近的函数往往是 $L^2(R)$ 函数所以我们不能知道 $W_{a,b}$ 的性质和它的物理意义。

2) Sigmoid 函数 $\text{sig}(x)$ 不满足框架条件，所以不能保证解的唯一性。

3) 从原则上讲，sigmoid 函数构成的神经网络可以以任意精度逼近给定函数或信号，但它需要无限多权值。而且不能定量地确定何种规模的网络可以逼近所要求的分辨尺度。

小波神经网络就是针对传递函数 Sigmoid 的不足,用非线性小波基代替传递函数 Sigmoid 来构造神经网络,所以称为小波神经网络。

4.4 小波神经网络

4.4.1 小波神经网络作为房颤信号诊断的特点与算法

在本文中选择小波网络是基于以下分析:首先,我们所要识别的对象是心电信号,它是一维的随时间变化的电信号,它的特征表现是不确定的,也就是说不容易用具体数值对特征进行具体描述;其次,对信号诊断的依据是医学专家的知识,而这些知识又来自于病理学实验和临床实践的经验结论,也就是在背景比较复杂、推理不明确的情况下得出的;另外影响最后结论的方面包括心电信号中不同波形的形态、大小以及相互间的位移等,即影响判决的因素较多。以上这些使得采用传统的神经网络方法不容易得到满意的效果^[103]。

采用神经网络模型用于心电房颤中是比较适合心电识别的特点的^[104],能够有利于解决心电识别中所遇到的复杂性和不确定性等问题;可以无须构造复杂的难以很全面的心电信号分析算法;神经网络的并行处理能力可以提高心电分析的速度。

关于具体的神经网络的选择上,BP网络由较多的人选用。BP神经网络中输入神经元接受心电信号各波形的数据;输出层神经元负责输出心电信号的诊断信息;隐含层神经元自动提取隐含在心电信号中的特征信息。在特征的自动提取上,由于隐含层所采用的 Sigmoid 函数的平移函数系是非正交且不构成 $L^2(\mathbb{R})$ 的无条件基,所以对波形信号的特征,如波形的伸缩度、位移关系较难把握。从原则上讲,Sigmoid 网络可以任意逼近给定函数式信号,但它需要无限多权值且对基函数做伸缩平移系作线性展开,难以定量确定逼近的分辨尺度,所以决定采用对波形识别较好的小波神经网络。

4.4.2 小波神经网络的定义

小波神经网络是基于小波分析所构造的一种新型的神经网络模型,它结合了小波变换良好的时、频局域化性质及神经网络的自学习功能,因而具有较强的逼近、容错能力^[105]。将小波神经网络用于信号表述,其实质是在小波特征空间中寻找一组适合的小波基,相应的自适应小波的计算可通过对小波参数或形状迭代计算以使其能量函数最小化来实现。

神经网络是靠学习来实现某种映射功能的,只要学习数据足够完备,无论系

统是否为非线性都可以比较成功的找到恰当的映射。小波分析是当前应用数学中一个迅速发展的新领域。小波在紧支集中能任意逼近非线性连续函数的特性和它在时频域都有分辨的特点,使得以小波分析理论为基础构造的小波神经网络更适合于学习局部非线性和快速变化的函数。在数值分析和信号处理等领域,经常需要逼近的函数或分解的信号是紧支集,因此构造紧支集正交的小波和尺度函数具有很强的实际应用价值。

因此,我们利用小波变换理论,同时用神经网络的权值代替离散小波变换中的系数,从而构成小波神经网络。然后利用小波函数的时频特性来减小神经网络的规模,最后给出的实验结论证明该算法可以在有效减少神经无个数的同时达到很好的函数逼近效果。

4.4.3 小波神经网络的理论

熟知的 $(1+1/2)$ 前馈型神经网络由一个输入层,一个以Sigmoidal函数 σ 为激活函数的隐含层,一个输出层组成^[106]。图4-2描述了这种 $(1+1/2)$ 的前馈神经网络的框架结构。

众所周知,传统(单母)小波的统一研究框架是基于Mallat和Meyer发展起来的多尺度分析(MRA),与此对应,多小波的统一研究则是基于Goodman等人首先发展的 $r \geq 2$ 重多尺度分析(MRA)。精确地说,一个 $r \geq 2$ 重多尺度分析(MRA)是指 $L^2(\mathbb{R})$ 上满足如下条件的子空间 V_j 的网序列:

$$1) V_j \subset V_{j+1}, j \in \mathbb{Z},$$

$$2) \bigcap_{j \in \mathbb{Z}} V_j = \{0\},$$

$$3) \bigcup_{j \in \mathbb{Z}} V_j \text{ 在 } L^2(\mathbb{R}) \text{ 中稠密,}$$

$$4) f(\bullet) \in V_j \Leftrightarrow f(2\bullet) \in V_{j+1},$$

$$5) \text{存在 } r \text{ 个函数 } \varphi_1, \varphi_2, \dots, \varphi_r \text{ 使得它们的整数平移 } \{\varphi_j(\bullet - k) | 1 \leq j \leq r, k \in \mathbb{Z}\}$$

构成 V_0 的一个Reisz基。

我们称 $\varphi_1, \varphi_2, \dots, \varphi_r$ 为尺度函数,并称它们张成 $L^2(\mathbb{R})$ 上的一个 $r \geq 1$ 重多尺度分析(MRA)。设 $\{V_j\}_{j \in \mathbb{Z}}$ 是由 $\varphi_1, \varphi_2, \dots, \varphi_r$ 张成的多尺度分析,即

$$V_j = \text{span}\{\varphi_l(2^j \bullet - k) | 1 \leq l \leq r, k \in \mathbb{Z}\} \quad (4-17)$$

定义 $W_j = V_{j+1} - V_j, j \in \mathbb{Z}$ 为 V_j 在 V_{j+1} 中的正交补:

$$\varphi_1^{j,k}(\bullet) \equiv 2^{\frac{j}{2}} \varphi_1(2^j \bullet - k), \quad (4-18)$$

$$\Psi_1^{j,k}(\bullet) \equiv 2^{\frac{j}{2}} \Psi_1(2^j \bullet - k), \quad (4-19)$$

则 $\{\varphi_1^{j,k}(x)\}_{1 \leq l \leq r, k \in \mathbb{Z}}$ 和 $\{\Psi_1^{j,k}(x)\}_{1 \leq l \leq r, k \in \mathbb{Z}}$ 分别是 V_j 和 W_j , $j \in \mathbb{Z}$ 的正交基。

从多尺度分析理论, 我们容易知道如下事实成立:

1) 对充分大的整数 J , $L^2(\mathbb{R}) \approx V_J$

2) $L^2(\mathbb{R}) = \sum_{j \in \mathbb{Z}} \oplus W_j$

3) 对某个整数 J , $L^2(\mathbb{R}) = V_J \oplus \sum_{j \geq J} \oplus W_j$

根据如上事实, 对任意的函数 $f(x) \in L^2(\mathbb{R})$, 对任意的 $\varepsilon > 0$ 总存在函数 $f^m(x)$, $m=1,2,3$, 使得对充分大的 J , 有

$$\|f - f^m\|_2 \leq \varepsilon \quad (4-20)$$

它们成为几乎所有小波神经网络的数学基础。

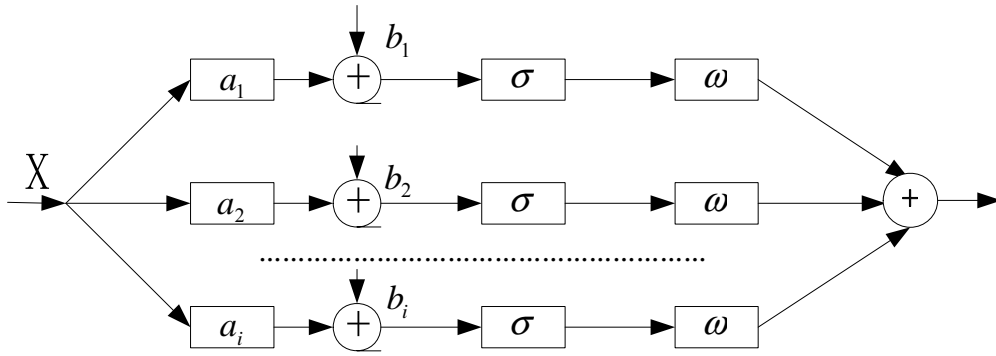


图4-2 (1+1/2) 前馈神经网络的结构示意图

(方框表示与 a_i 的数量积, 然后加上标最 b_i , 将激活函数 σ 作用于其上, 最后取以权重 ω_i 为系数的线性组合作为网络的输出)

4.4.4 小波神经网络学习算法

目前的小波神经网络的拓扑结构源于一般的神经网络中的前馈型网络 (feedforward network), 小波神经网络的学习算法也基本源于前馈网络中的梯度下降法^{[107][108]}。

设网络的实际输出和期望输出分别为: $Y^*(W, k)$ 及 $Y(k)$ 其中 W 是网络的连接权向量。则定义一个平方误差函数:

$$E(W) = \frac{1}{2} \varepsilon(W, K)^2 = \frac{1}{2} (Y(k) - Y^*(W, K))^2 \quad (4-21)$$

通过调整 W , 可以使得网络误差 $E(W)$ 最小, 这种方法就是梯度下降法。基本思想是: 使 $E(W)$ 不断沿着负梯度方向调整 $W(k)$ 的值, 最终达到 $E(W)$ 最小。数学表达式可写为:

$$W(k+1) = W(k) - \mu(k) \quad (4-22)$$

4.5 用于心电信号检测和房颤诊断的小波神经网络的结构设计

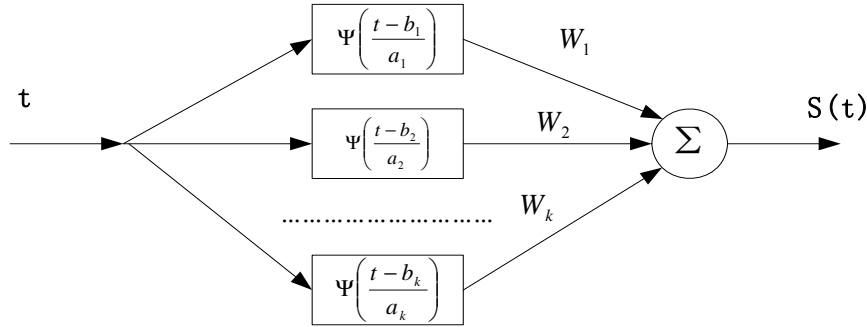


图 4-3 小波神经网络结构示意图

不同的用途，小波神经网络采用不同的结构^{[109][110]}。本文采用如图 4-3 所示的网络结构。其可以用如下逼近式表示：

$$\hat{S}(t) = \sum_{k=1}^K W_k \Psi\left(\frac{t-b_k}{a_k}\right) \quad (4-23)$$

其中 W_k ， a_k ， b_k 分别是权系数、伸缩参数和平移参数。这种网络与径向基函数网络相类似，对称小波通过伸缩和平移构成了一径向基函数族。其网络结构：

- 1)输入层：输入数字化的原始信号；
- 2)隐含层：类似于 BP 神经网络的隐含层，它分为 2^{k-1} 组结点，每一组有 M 个小波基函数，分别接受输入层的数字信号。隐含层结点的权值就是小波系数的逼近。
- 3)输出层：类似于 BP 网络中的输出层，接受隐含层的输出，输出层是线性结点，求和运算，输出结果。

这里需要进一步研究的内容是如何恰当地选择小波母函数、神经网络的规模、学习算法的速度等^[111]：

- 1)小波函数选取：小波采用墨西哥草帽小波（mexican hat wavelet）。在网络训练前先进行信号的若干级小波分解；
- 2)神经网络的规模：选用输入层节点数为 1，隐藏层节点数为 10，输出层节点数为 1；
- 3)学习算法的速度：采用 BP 网络的训练算法—梯度下降法能满足速度要求。

4.6 基于 MATLAB 小波神经网络算法的模拟和仿真

4.6.1 MATLAB 简介

MATLAB^[112] MATrix (矩阵)、LABoratory (实验室) 各取前三个字母组成的, 意思是“矩阵实验室”。MATLAB 是当今国际上公认的在科技领域方面最为优秀的应用软件和开发环境。MATLAB 已经成为应用线性代数、自动控制理论、数据统计、数字信号处理、时间序列分析、动态系统仿真、图像处理等高级课程的基本教学工具。MATLAB 的特点与功能^[113]:

1) 数值和符号计算功能

MATLAB 的数值计算功能包括: 矩阵的创建和保存; 数值矩阵代数、乘方运算和分解; 数组运算、矩阵操作; 多项式和有理分式运算; 数据统计分析、差分和数值导数; 用于求积分、优化和微分方程的数值解的功能函数等。

在实际研究中, 往往要得到问题的解析解, 这是符号计算的领域、符号计算有两个特点: 符号解和任意精度数值解。MATLAB 的符号计算功能借助符号工具箱 (Symbohe Toolbox) 实现。

2) MATLAB 语言

MATLAB 作为高级应用软件有它自己的编程语言。MATLAB 的基本数据单位是矩阵, 它的指令表达式与数学、工程中常用的习惯形式十分相似, 简单易学。完全不需要对矩阵的乘法和求逆进行烦琐的编程。

3) 图形和可视化功能

利用 MATLAB 可以轻而易举地绘制二维、三维曲线, 三维曲面, 并可进行图形和坐标的标识、坐标控制、图形的迭绘、视角和光照设计、色彩精细控制等等。另外还可以非常方便地完成动画的绘制工作。除此以外, MATLAB 还提供了对图形对象 (Graph Object) 和图形句柄 (Graph Handle) 进行操作的“底层 (Lower Level)”指令。

4) 应用工具包

除内部函数外, 所有 MATLAB 主包文件和各工具包文件都是可读可改的源文件, 用户可通过对源文件的修改, 或加入自己编写文件去构成新的专用工具包。

4.6.2 基于小波神经网络的心电检测房颤诊断算法实现

QRS 波检测及房颤诊断算法实现流程图如图 4-4: 具体算法程序^{[114][115][116][117]}见附录 I。

4.6.3 算法简介

由于采用样本数据来自美国麻省心电数据库 (MIT/BIH 标准心律失常数据库)。这些数据文件包含两个导联的心电信号, 长约 30 分钟。本文仅对其中一个导联信号进行处理。程序开始一定要读出所需心电数据: 因为 MIT-BIH 心电数据库中存储格式为 212 的心电信号, 所以在程序开始输入数据时把所需数据的头文件和说明文件一起输入; 因为现在高档心电图机一次处理的都是 10s 的数据, 然后先选择读取 10s 的数据, 选定小波基 (这里用的是墨西哥草帽小波 (morlet wavelet))。选定了网络结构后定出网络参数; 在预处理阶段, 选用 20-30 个 QRS 复合波训练网络, 用来确定新样板; 采用自适应匹配滤波方法对信号进行和样板比较处理, 动态的更新样板; 通过网络的学习不断的调整权重, 如果原始信号时平稳的, 那么权重将收敛到不变数值, 否则, 数据处理期望权重可能变化较大; 当权重达到期望值时, 经过自适应滤波修改域值, 利用加窗函数定出 R 波的幅度; 定出 R 波的幅度后, 计算出心率、RR 间期、RR 平均间期及 RR 平均幅值, 把所得结果保存后输出波形。

程序第二部分就是对房颤的判定: 输入信号为 RR 间期、计算 RR 平均间期以及 RR 平均幅值, 利用这三个参数对心电信号进行房颤判断; 选定网络学习算法为 BP 网络学习的梯度下降法; 神经网络的理想输出: 通过网络学习, 计算隐藏层节点输出, 神经网络输出; 隐藏层节点小波输出: 输出层和隐藏层之间的权重, 隐藏层和输入层之间的权重, 通过学习定出权重; 然后就可以通过网络学习调整权重, 通过与网络的理想输出比较, 输出结果 resultdate 大于 40 的为房颤信号, 小于的为非房颤信号。

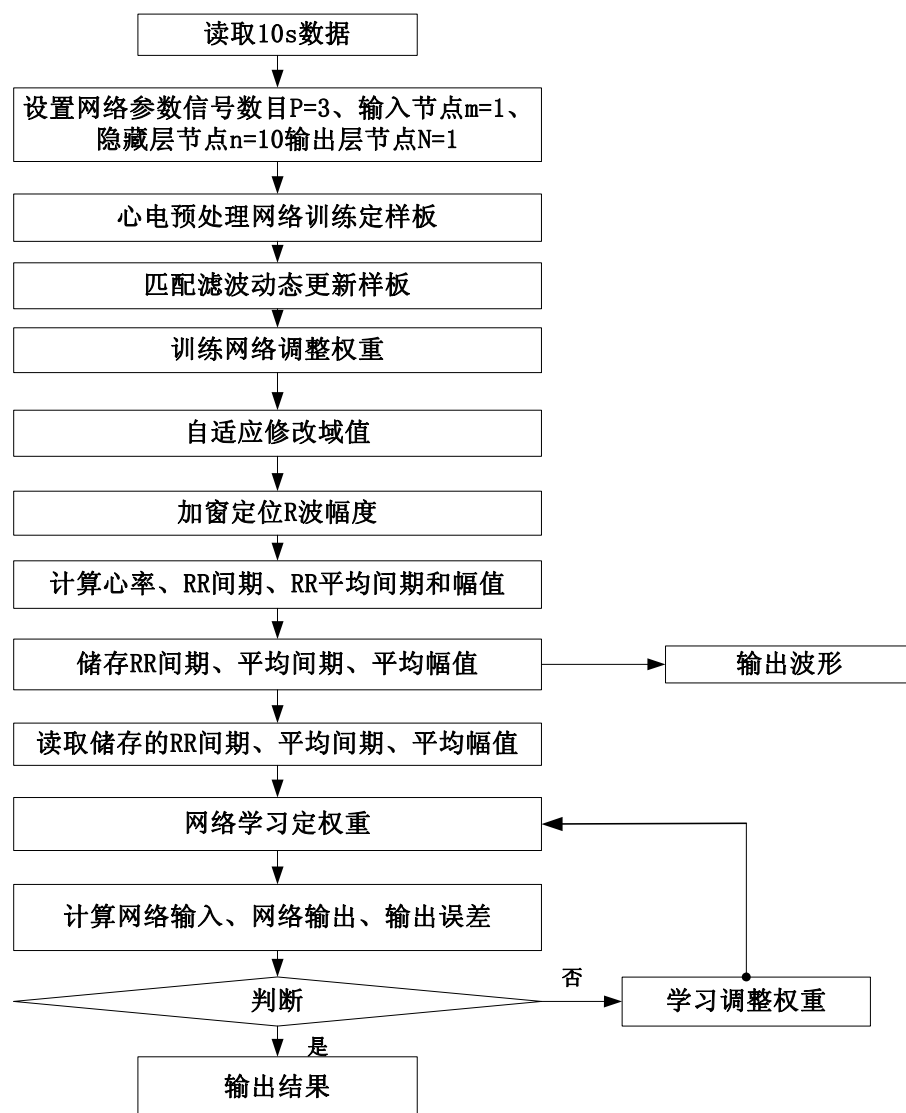


图 4-4 算法流程图

4.6.4 小波网络对心电的检测和房颤诊断效果

为了验证小波神经网络的检测和诊断能力，我们利用美国麻省心电数据库的部分数据进行实际的研究^[118]。MIT-BIH 心电数据库共收入了近 50 种病例，每个病例数据约 30 分钟，包含了正常的和异常的心拍，都是在心脏病研究中所收录的典型病例。这些数据是心脏病研究和分析的重要资料，但由于数据库的数据量庞大并涉及版权等问题，我们只获得了其中的少量版本，但也足以验证小波网络的诊断效果。

图 4-5、图 4-6 样本数据来自 MIT/BIH 标准心律失常数据库。这些数据文件包含两个导联的心电信号，长约 30 分钟。本文仅对其中一个导联信号进行处理。

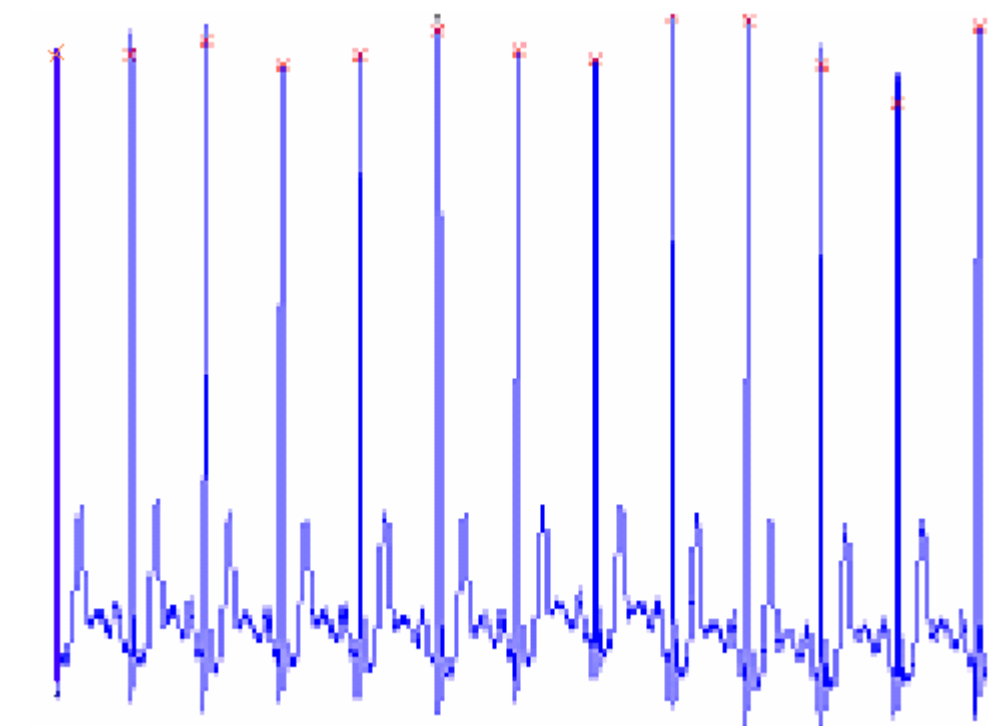


图 4-5 103 号记录检测所得波形 resultdate=30

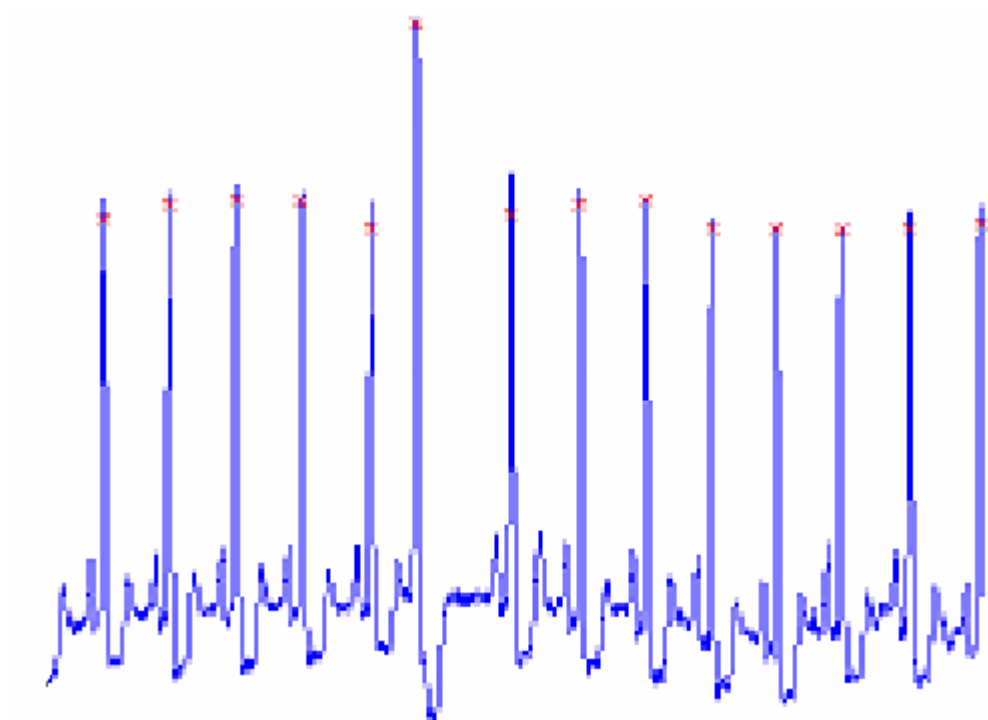


图 4-6 105 号记录检测所得波形 resultdate=31

图 4-5、4-6 表明部分信号高频干扰、基线漂移、电极滑动等噪声污染严重的记录及检测结果。此两组原信号来自 103 号和 105 号记录。它们分别代表受高频和低频干扰严重的情况是心率失常的心电信号的记录 (MIT-BIH Arrhythmia

Database)。从 resultdata 判断结果也可以判断为非房颤信号。通过网络训练后可以发现在第 4 尺度上噪声已经被很好的控制了，很容易结合阈值的方法标定 R 峰的位置。结果表明检测算法具有很强的鲁棒性，的确优于传统的检测算法。同时可以看出 105 段信号有一个漏检，这是 R 峰值过小，阈值搜索时没有检测到。图 4-9 为对其他的几个记录信号的处理结果。

图 4-7 两曲线分别为 105 号记录的原始输入特征信号曲线和经过小波网络处理输出的特征曲线。从图中可以看出曲线的拟合度不适很好，说明小波网络的学习算法还要进一步提高。或者选择更优化的小波网络结构，比如有预处理层的小波网络结构。

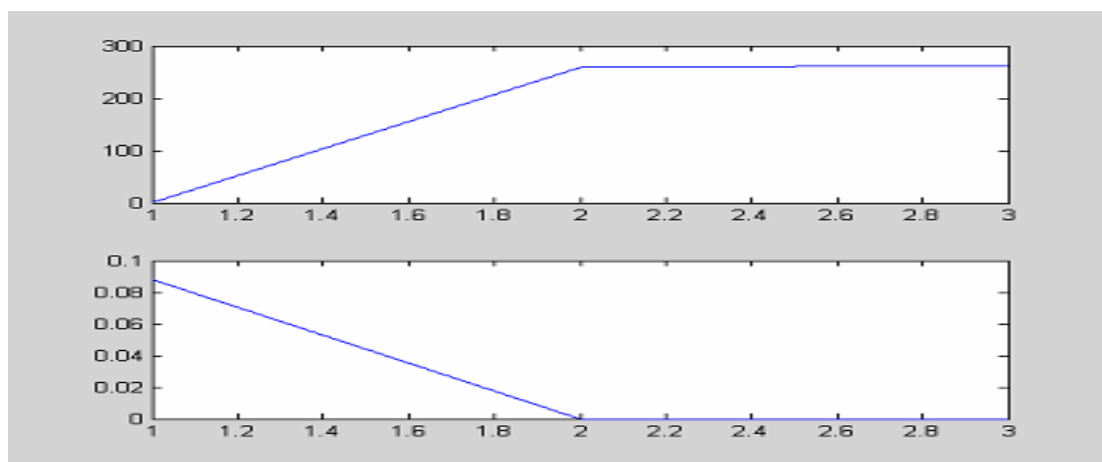
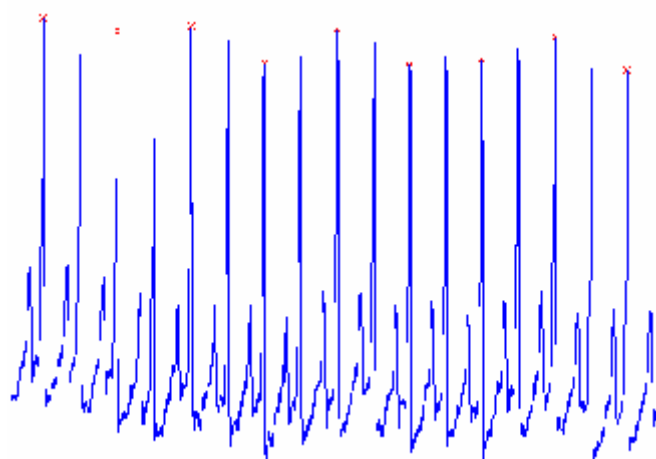
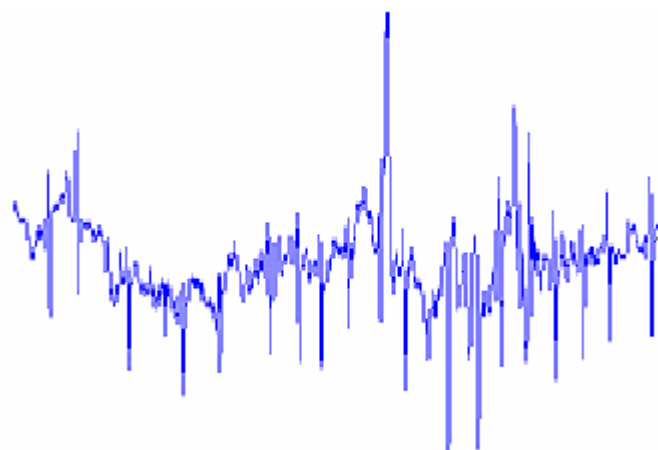


图 4-7 原始特征曲线和小波网络输出特征曲线

为了更进一步检验网络的检测和诊断能力，选用另一个数据库-心室纤颤数据库（MIT-BIH Atrial Fibrillation Database）中的 04015 和 040126 号记录进行处理，结果如图 4-8：



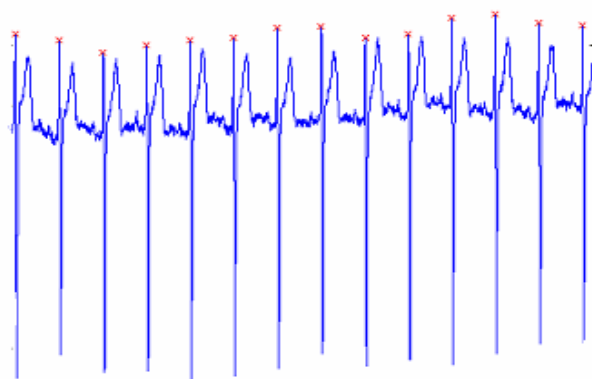
04015 号 resultdate=52



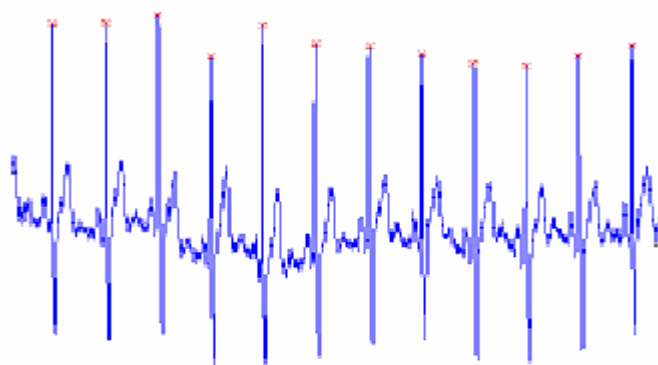
040126 号 resultdate=87

图 4-8 04015 号和 040126 号记录检测所得波形

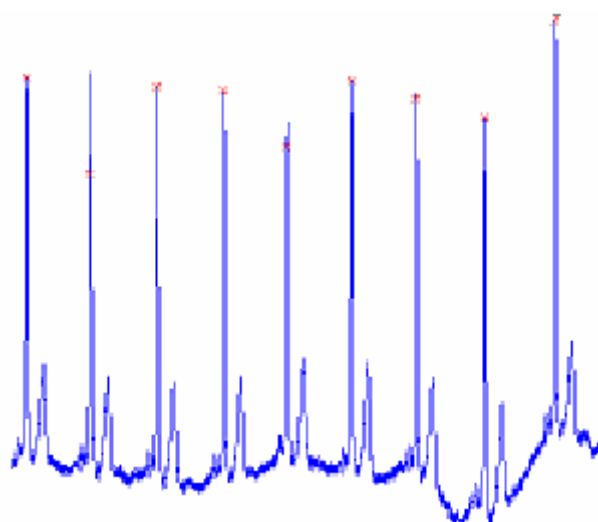
从结果可以看出对 04015 号记录的 QRS 波的检测效果要优于 040126 号记录。同时从结果 resultdate 结果分别为 52 和 87 均大于 40，说明均为含有房颤信号的心电信号记录。同时说明 040126 的信号比 04015 的更加不规则，这说明网络对于更加不规则的信号的检测和诊断能力有缺陷！需要进一步改进学习算法和网络结构，这也是以后的研究方向。



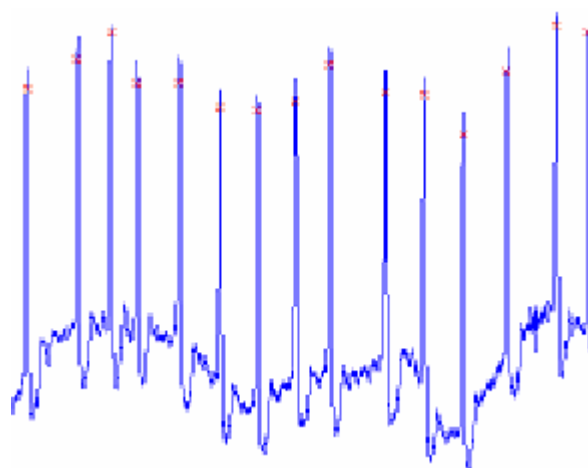
08215 号记录 resultdate=92.3



04048 号记录 resultdate=203.3



202 号记录 resultdate=30



203 号记录 resultdate=38

图 4—9 几个记录的波形检测处理结果

4.7 本章小结

小波神经网络(Wave Neural Networks, 简称 WNN)是近年来在小波分析研究获得突破的基础上提出的一种前馈型网络。

因为小波网络是建立在小波分析和神经网络的基础上的,所以在本章开始先对小波分析和神经网络做了一个简要的介绍,然后对小波神经网络做了详尽的分析,并在总结前人经验的基础之上设计了心电检测和房颤判断的小波神经网络。

为了验证此网络的处理能力,选用 MIT-BIH 心电数据库中的数据进行了处理,发现了在处理速度上能达到要求,但是关于网络的结构和学习算法上还有需要改进的地方,造成对极不规则的心电信号的检测和诊断能力不够。

通过利用小波神经网络对心电处理的研究,认为在进行一维信号的处理方面与 BP 神经网络相比有很大的优势。BP 神经网络,由于受到输入节点数的限制造成输入信号点数的减少使信号有一定的损失,小波神经网络根据信号的波形特点选择小波基,使信号点数不受限制;在泛化能力、收敛速度上,小波神经网络更有 BP 神经网络无法比拟的优点。

关于利用小波神经网络进行心电信号处理的研究还在继续进行,下一步的工作包括:进一步提高小波神经网络的学习算法效率;构造样本库、收集典型病历的信号样本,不断优化网络的能力。研究用不同的母小波和误差能量函数,探索减少训练误差以及加快网络收敛的新途径。

第五章 总结和展望

5.1 总结

许多文献从理论分析和模拟实例两方面论证了小波神经网络具有下述特性:

1)保持了传统神经网络的高度非线性逼近能力。也就是说,如果适当地选择小波基构造网络,通过训练就可以任意精度逼近某一非线性函数。

2)小波变换与网络系数有着十分明显的对应关系。在对网络进行训练时,这有利于帮助我们初始化网络参数,从而提高网络学习效率。

3)能以较小的网络规模达到同等的逼近精度。理论和实践都证明,在逼近非线性函数时,小波神经网络中所用小波基个数要比小波分解式中所用小波基个数少得多。

ECG 数据由于受到病人生理变化、外界环境干扰的影响,记录的信号往往包含多种噪声和干扰,信号波形也多有变化,给 ECG 的自动分析带来了困难。本文对 ECG 自动分析的基础部分——波形检测技术进行了扼要的综述。对目前已有的 ECG 波形检测算法进行了分类研究,比较了各类算法的特性和优缺点,并在此基础上结合小波神经网络的优点提出了一种基于小波神经网络的检测处理算法。

这不仅是本文中提出的算法,也是基于特征提取的心电处理算法共同的发展方向。由于特征分类在时域内的参量识别可以有较多的临床知识所借鉴,一般的基于神经网络的算法都是采用这些特征准则。而在频域以及其它特征空间的特征准则还远远不够完善。这导致了基于这些特征空间的算法的发展受到很大的局限。同时,如何应用时域内已有的准则,针对心室纤颤、心室早搏、心房早搏等多种异常心拍,在同一算法中加以检测处理,也是今后的研究课题之一。

5.2 展望

小波神经网络虽然具有以上很优良的性能,但它在使用中还有一些理论研究需要进一步深入:

1)算法的计算效率、计算复杂度等。这仍然是一个需要进一步研究的方向。在本文设计的网络对规则性不好的心电信号进行处理时的效果不是很好,有部分原因就是算法的问题。现在的小波神经网络的算法大部分还是采用 BP 网络的算法,所以这这也是一个具有普遍意义的研究问题。

2)对于高维情况,随着输入、输出变量的增加,小波神经元的个数急剧增加,网络规模迅速膨胀,由此引起网络训练的空间复杂度和时间复杂度都大幅度提高,致使网络训练无法进行。这称为小波神经网络的“维数灾”,它限制了小波神经网络在高维情况的应用。所以,如何选取小波神经元,减小网络规模是使小波神经网络广泛应用的一个前提。小波神经网络的发展急待一种对维数的增长不太敏感的算法出现。这正是多维小波神经网络理论研究的重点。

3)如何对小波族进行截断的问题。在小波网络中,可进行离散小波变换的小波组,理论上由无穷多个,实际应用只能有限个,如何进行取舍也是一个研究的方向。

4)构造新的功能更强大的小波网络的问题。在本文中选用的是墨西哥草帽小波,但是通过结果可以看出,有时候处理的效果不是很理想,这样就需要构造新的功能更好的小波网络,把小波分析的各种研究成果和神经网络更好的结合,构造更新小波网络是一个新的研究方向。

参考文献

- [1]冯焕清,张更生. 心电计算机辅助诊断中的波形检测和识别方法研究. 中国科技大学学报, 1991, 21 (1): 47-50
- [2]Chen CC,Daponle JS,Fox MD. Fractal feature analysis classification in ECG image. IEEE.Trans.Biomed.Eng.1989,8(2):133-142
- [3]Zhan Cahgnan,Feng huanqing,Peng Hu etal. A model investigation of heart motion and its impact on ECG forward Problem. Proc.IEEE.EMBS Asia-Pacific Conf.On BME.Hangzhou,2000,103-104
- [4]王俊贤,李鲁平,程敬之. 利用小波变换进行动态心电图 S-T 段识别. 中国医疗器械杂志, 1998, 22 (2): 88-91
- [5]谢国明,聂志伟,向华,等. 用小波变换结合神经网络检测 ECG 信号的 P 波. 生物医学工程杂志, 1999, 16 (3): 23-26
- [6]M.L. Ahlform, W.J. Tompkins. Automated High—Speed Analysis of Holter Tapes with Microcomputers.IEEE Trans. Biomed. Eng, 1983. 30 (10): 651-657
- [7]Tompkins W.J. Biomedicaldigital signal processing.USA:University of Wisconsin-Madison, 1994.332
- [8]Cuiweili.Detection of ECG characteristic points using wavelet transforms.IEEE Trans on BME,1995.42(1):21-28
- [9]J. S. Sahambi. Using wavelet transforms for ECG characterization. IEEE Eng.Med.Biol, 1996.16 (1): 77-83
- [10]余辉,张凯,吕扬生,等. 二次微分小波在心电图 QRS 波检测中运用. 中国医疗器械杂志, 2001, 25 (6): 334-337
- [11]张凯,顾长华,吕扬生,等. 心电信号自动检测的小波变换方法. 扬州大学学报 (然科学版)2001, 20 (2): 199-225
- [12]陈作炳,钱湘萍,李春光. 用小波变换对心电图进行分析. 武汉理工大学学报, 2001, 23 (5): 27-29
- [13]姬军,董秀珍,王海滨,等. 心电信号 QRS 波的识别算法及程序设计. 北京生物医学工程, 2001, 20 (2): 119-122
- [14]李翠微,郑崇勋,袁超伟. ECG 信号的小波变换检测方法. 中国生物医学工程学报, 1995, 14 (1): 59-66
- [15]邱庆军,蒋景英,虞启璿. QRS 波检测方法的回顾与新进展. 中国医疗器械杂志, 1999: 23 (6): 344-347。
- [16]温凌峰,孟兆辉,张永红,白净. QRS 波群检测方法的新进展. 国外医学生物医学分册, 2001: 24 (5): 193-197
- [17]Pan J and Tompkins WJ. A Real time QRS Detection Algorithm. IEEE Trans BME.1985.32:230-236
- [18]Collins S M.Comput Biomed Res 1981.14:381-389
- [19]沈虹,张良震,秦玮. 用于识别心电图的 BP 网络系统. 上海生物医学工程: 1998, 19 (4): 14-18
- [20]王继成,吕维雪. 基于神经网络的一种心电图分类法. 中国生物医学工程学报. 1995, 14 (3): 211-217
- [21]王继成. 一种基于模糊神经网络的模式分类系统. 计算机研究与发展:

- 1999, 36(1):26-30
- [22] Guian dinh duong. Parrern Recongnition of Abnormal ECG Signal Using Back-propagation Neural Network. A thesis of Master degree in the university of Oklahoma:1991.7-17
- [23] Senhadji. Wavelet analysis of ECG signal. Proc.IEEE-EMBS,1990.12
- [24] 廖云朋, 何继善, 张飞. 小波分析在心电信号中的应用. 山东生物医学工程, 2003, 22 (2): 54-56
- [25] www.physionet.org
- [26] 朱泽惶, 胡广书, 郭恒, 崔子经. MIT-BIH 心电数据库的开发及用作检测标准. 中国生物医学工程学报, 1993, 12 (4), 244-249,
- [27] 邢华雄. 心电图基础. 北京: 解放军出版社, 1988. 1-306
- [28] 张文博, 张晓梅. 心电图诊断手册. 北京: 人民军医出版社, 2003. 3-533
- [29] 梁海东. 用于 7 相机的心电 R 波检测器. 中国医疗器械, 1995, 19 (1): 23-25
- [30] 范征宇, 靳大勇编译. 便携式智能心电监护仪. 医疗器械, 1982, 6 (1): 38-42
- [31] 王笑梅, 王辉. 基于小波的 ECG 信号噪声消除. 上海师范大学学报 (自然科学版), 2002, 31 (2): 50-54
- [32] 石瑛. 实时心电信号检测和聚类分析: [硕士学位论文]. 杭州: 浙江大学, 1998
- [33] Park.K.L, Lee.K.L, Yoon.H.R. Application of a Wavelet adaptive filter to minimize distortion of the ST-segment. Med.Biol.Eng. Comput.1998,(36):581-586
- [34] Lender.P, Berbari.EJ. Time-frequency plane wiener filtering of the high resolution ECG: development and application. IEEE Trans. Biomed.Eng.1997,44:256-265
- [35] 郑小林等 抑制心阻抗信号呼吸基线漂移的小波变换法. 重庆大学学报, 1997, 20 (5) 58-62
- [36] M.L.Ahlstrom, W.J.Tompkins. Digital Filters for Real-Time ECG Signal Processing Using Microprocessors. IEEE Trans. on BME, 1985. Vol.32, No.9:708
- [37] N.Thakor, J.G.Webster, W.J.Tompkins. Estimation of QRS Complex Power Spectra for Design of a QRS Filter. IEEE Trans. on BME, 1984. Vol.31, No.11:702-706
- [38] 杨纪成. 自动分析心电监护仪的 QRS 复合波检出方法. 生物医学工程学杂志, 199, 28 (1): 61-65
- [39] J.Pan.W.J.Tompkins. A Real-Time QRS Detection Algorithm. IEEE Trans. Biomed. Eng, 1985.32 (3): 230-236
- [40] B.C.Yu, etc. A Nonlinear Digital Filter for Cardiac QRS Complex Using the envelop of the ECG. Med.&Biol. Eng.&Comput, 1985. Vol.10:193-201
- [41] Q.Z.Xue, Y.H.Hu, W.J.Tompkins. Neural-Network-Based Adaptive Matched Filtering for QRS Detection. IEEE Trans. on BME, 1992. Vol.39, No.4:140-143
- [42] L.Senhandji. Wavelet Analysis of ECG Singnals. Proc.of IEEE/EMBS, 1990.12th Conf.: 811-812
- [43] 林家瑞, 司海芹. ECG 监视过程中的消噪问题. 国外医学生物医学工程分册, 1992, 15 (3): 131-138
- [44] 费保蔚, 庄天戈, 卞正中等. 心电信号数字滤波处理方法. 中国医疗器械杂志, 1996, 20 (5): 262-267
- [45] 胡振山, 曾海坚, 王华卿等. 一种抑制 50Hz 工频干扰的方法—基于 FFT 算法的自适应滤波. 生物医学工程杂志, 1996, 13 (4): 341-346
- [46] Olle Pahlm, Leif Sommo. Data Processing of Exercise ECG's. IEEE Trans.on

- BME,1987.Vol.34,No.2
- [47] J.A.Van Alstey. Removal of Base-Line Wander and Power-Line Interference from the ECG by an Efficient FIR Filter with a Reduced Number of Taps. IEEE Trans.on BME,1985.Vol.32,No.12:1052
- [48] 洪玮. ECG 波形分类算法研究: [硕士学位论文]. 杭州: 浙江大学, 2003
- [49] 尹登峰. 动态 ECG 分析中 QRS 波检测算法的研究:[硕士学位论文]. 杭州: 浙江大学, 2003
- [50] 李翠微, 郑崇勋. ECG 自动分析技术的发展. 国外医学生物医学分册, 1994, 17(1): 15-22
- [51] Joseph T.Catalano, 《Guide TO ECG Analysis》,by J.B.Lippincott Company 1993
- [52] O.Pahlm,L.Sommo. Software QRS Detection in Ambulatory Monitoring-A Review. Med. & Biol.Eng. & Comput, 1984.22: 289-297
- [53] S.Jalaleddine,C.Hutchens. Ambulatory ECG Wave Detection for Automated Analyls:A Review. ISA Transactions,1987.26(4):33-43
- [54] Bert-Uwe Kohler, Carsten Henning,Reinhold Orglmeister. The Principles of software QRS Detection. IEEE Engineering In Medicine and Biology, 2002.Jan/Feb, 42-57
- [55] N.V.Thakor, J.G.Webster,W.J.Tompkins. Optimal QRS Detector. Med. & Biol.Eng. & Comput,1983.21:343-350
- [56] W.A.H.Englese,C.Zeelenberg. A Single Scan Algorithm for QRS—Detection and Feature Extraction. Computers In Cardiology,1979.37-42
- [57] F.E.M.Brekelmans,C.D.R.de Vall. A QRS Detection Scheme for Multichannel ECG Devices. Computers In Cardiology,1981.437-441
- [58] M.E.Nygards,L.Sornmo. Delineation of the QRS Complex Using the Envelope of thee.c.g. Med.&Biol.Eng.&Comput,1983:21,538-547
- [59] A.Ligtenberg, M.Kunt. A Robus-Digital QRS — Detection Algorithm for Arrhythmia Monitoring. Comput. Biomed. Res, 1983.16: 273-286
- [60] F.Gritzali. Towards A Generalized Scheme for QRS Detection in ECG Waveforms.Single Processing, 1988.15 (2): 183-192
- [61] S.Suppappola, Y.Sun. Nonlinear Transformation of ECG signal for Digital QRS Detection A Quantitative Analysis.IEEE Trans.Bimoed.Eng,1994.41(4):397-400
- [62] P.O.Boljesson,et.al. A daptive QRS Detection Based on Maximum:A Posteriori Estimation.IEEE Trans. Biomed. Eng, 1982.29 (5): 341-350
- [63] L.Sommo,O.Pahlnn,M.Nygards. A daptive QRS Detection:A Study of Performance. IEEE Trans.Biomed. Eng,1985.32 (6): 392-401
- [64] P.E.Trahanias. An approach to QRS complex detection using mathematical morphology. IEEE Trans..Biomed.Eng,1993.40 (2) :201-205
- [65] S.A.Coast, R.M.Stem,etal. An Approach to Cardiac Arrhythmia Analysis Using Hidden Markov Models. IEEE Trans.Biomed.Eng, 1990:37(9):826-835
- [66] A. Ruha, S. Sallinen, S. Nissila. A Real-Time Microprocessor QRS Detector System with A 1-ms Timing Accuracy for the Measurement of Ambulatory HRV”. IEEE Trans. Biomed. Eng, 1997.44(3): 159-167
- [67] J.K.Udupa,I.S.Murthy. Synatactic Approach to ECG Rhythm Analysis. IEEE

- Trans.Biomed.Eng,1980.27:370-375
- [68] E.Skordalakis. Syntactic ECG Processing:A Review Pattern Recognition, 1986.19 (4) :305-313
- [69] S.C.Saxena,V.Kumar,S.T.Hamde.Feature extraction from ECG signals using wavelet transforms for disease diagnostics.International Journal of Systems Science,2002.33(13):1073-1085
- [70] C.Li,C.zheng,C.Tai. Detection of ECG Characteristic Points Using Wavelet Transforms. IEEE Trans. Biomed.Eng,1995.42 (2) :21-28.
- [71] J.S.Sahambi, S.N.Tandon, R.K.P.Bhatt. Using Wavelet Transform for ECG Characterization. IEEE Eng.Med.Biol.Mag,1997.16:77-83
- [72] 罗小刚. 心电信号处理和特征信息提取方法的研究及心电工作站的研制: [博士研究生学位论文]. 重庆: 重庆大学, 2003. 3
- [73] 张永红译, 神经网络在医学信号处理方面的应用. 国外医学生物医学分册, 1993, 16 (4): 202-216
- [74] 胡守仁. 神经网络应用技术, 国防科技大学出版社, 1993
- [75] Q.Xue,Y.H.Hu,W.J.Tompkins. Neural-Network-Based Adaptive Matched Filtering for QRS Detection. IEEE Trans.Biomed.Eng,1992.39 (4) :317-329
- [76] G.Vijaya,V.Kumar, H.K.Verma. ANN-Based QRS-Complex Analysis of ECG. J.Med.ENG.Technol,1998:22(4):160-167
- [77] F.W.Stallman,H.V.Pipberger.Automatic Recognition of Electrocardiographic Waves by Digital Computer. Circulation Research,1961.11-38
- [78] R. A. Dufault, A. C. Wilcox. P-Wave Detection in the Surface ECG via the LMS Algorithm. Proc. IEEE/EMBS, 1987. 9thConf. :245-248
- [79] Zhu Yi-Sheng, Nitish V.Thakor. P-Wave Detection by an Adaptive QRS-T Cancellation Technique. Proc.IEEE/EMBS,1987.9thConf.:249-252
- [80] J.Slocum, E.Byrom, L.McCarthy, et.al. Computer Detection of Atrioventricular Dissociation from Surface Electrocardiograms during Wide QRS Complex Tachycardias. Circulation,1985.Vol.75,No.5:1028-1036
- [81] F.Grilzali, G.Frangakis, et.al. Detection of the P and T Waves in an ECG. Comput.&Biomed.Res,1989.Vol.22:83-91
- [82] I.S.N.Murthy, G.S.S.Durga Prasad. Analysis of ECG from Pole-Zero Model. IEEE Trans.on BME,1992.Vol.39,No.7:741-751
- [83] Cuiwei Li, Chongxun Zheng, et.al. Detection of ECG Characteristic Points Using Wavelet Transforms. IEEE.Trans.on BME,1995.Vol.42,No.1:21-28
- [84] J.S.Sahambi, S.N.Tandon, R.K.P.Bhatt. Using Wavelet Transforms for ECG Characterization. IEEE.Eng.Med.&Biol.1997.Jan/Feb:77-83
- [85] 谢国明等. 利用小波变换结合神经网络检测 ECG 信号的 P 波. 生物医学工程学杂志, 1999,16 (3): 320-323
- [86] P.W.Hsia, J.M.Jenkins, Y.Shimoni, et.al. An Automated System for ST-Segment and Arrhythmia Analysis in Exercise Radionuclide Ventriculography. IEEE Trans.on BME,1986.Vol.33,No.6:585-592
- [87] 范晓东, 朱泽煌, 杨福生 综述. 动态心电图 ST 段的测量方法. 国外医学生物医学工程分册, 1992,15 (2): 71-77
- [88] 范晓东, 朱泽煌, 杨世豪. 动态心电图 ST—T 段参数测量方法. 生物医学工

- 程学杂志, 1997,14 (1): 51-53
- [89] S.J.Weisner,W.J.Tompkins. A Compact, Microprocessor-Based ECG ST-Segment Analyzer for the Operating Room. IEEE Trans.on BME,1982, 29(9):642-649
- [90] Y.Ishimaru,T.Yanaga, Y.Sato,et.al. Rapid Digital Analysis of the ST-T Segment of the 24-Hour Ambulatory Electrocardiographic Monitoring. Computers in Cardiology,1983.479-482
- [91] S.J.Weisner, W.J.Tompkins, et.al. Classification of PVCS with A Fuzzy Logic System. Conf.19thIEEE/EMBS,1997.65-67
- [92] 高协平, 张钱. 区间小波神经网络(1)—理论与实现. 软件学报, 1998, 9(3)
- [93] 高协平, 张钱. 区间小波神经网络(II)—性质与模拟. 软件学报, 1998, 9(4)
- [94] Y.C.Panti,P.S.Krishnaprasad. Analysis and Synthesis of Feedforward Neural Networks Using Discrete Affine Wavelet Transformations. IEEE Trans Neural Networks,1993.4 (1) :73-85.
- [95] Zhang Qinghua,Albert Benveniste. Wavelet Networks. IEEE Trans Neural Networks,1992.3(6) 889-898
- [96] B.R.Baskshi,G.Stephanopoulos. Wave-net: a Multiresolution Hierarchical Neural Net-work with Localized Learning. 1993.AICHE J.39:57-81
- [97] 张小宁. 基于小波变换和神经网络的目标识别技术的研究: [硕士学位论文]. 济南: 山东科技大学, 2003 年 5 月
- [98] 张贤达, 保铮. 非平稳信号分析与处理. 北京: 国防工业出版社, 1998. 224-305
- [99] 袁曾仟. 人工神经网络及其应用. 清华大学出版社, 1999
- [100] 张铃, 张钱. 人工神经网络理论及应用. 浙江科学技术出版社, 1995
- [101] 郑小洋. 小波神经网络及其应用: [硕士学位论文]. 重庆: 重庆大学, 2003. 5
- [102] 刘建春, 王工欧. 一种小波神经网络的快速学习算法及其应用. 天津大学学报, 2001, 34 (4): 455-458
- [103] 陈瑞中. 关于 ECG 信号处理与分析的研究: [硕士学位论文]. 桂林: 广西师范大学, 2004. 4
- [104] 胡广书. 数字信号处理—理论、算法与实现. 北京: 清华大学出版社, 1999. 179-233
- [105] 焦李成. 神经网络系统理论. 西安电子科技大学出版社, 1990
- [106] 高协平. 小波参数化与小波神经网络研究: [博士学位论文]. 长沙: 湖南大学, 2003. 11
- [107] 焦李成. 神经网络计算. 西安电子科技大学出版社, 1993
- [108] Xieping Gao(高协平). A Comparative Research on Wavelet Neural Networks.In:Proceeding of the 9th International Conference on Neural Information Processing,4:1699-1703
- [109] 张立明. 人工神经网络的模型及其应用. 复旦大学出版社, 1993
- [110] Xieping Gao, Lipo Wang and Wer Ser(高协平、王力波、徐唯). Nonseparable wavelet Neural Networks: An Novel Model.submitted to IEEE Trans. Neural Networks, 2003
- [111] 杨宜康, 黄永宣, 王浩军. 基于小波网络的动态心电数据压缩算法. 中国生物医学工程学报, 2002, 21 (5): 449-452
- [112] 黄文梅, 熊桂林, 杨勇. 信号分析与处理—MATLAB 语言及应用, 国防科技大学出版社, 2000

- [113]王炳武. MATLAB5.3 实用教程. 中国水利水电出版社, 1995
- [114]胡鹏, 张永红, 张菊鹏. 基于小波变换的心律失常判别算法. 北京生物医学工程, 2003, 22 (1): 23-26
- [115]吴永才, 林家瑞, 邓东云. 检测 ECG 叠加基准点的 FIR 带通滤波器的优化设计. 北京生物医学工程, 1999, 18 (4): 208-211
- [116]Xieping Gao, Caiyan Jia(高协平、覃彩燕) et.al . Search on Construction of Multi-wavelets Using Neural Networks. In Proceeding of the 6th World Multi-conference on Systemics, Cybernetics and Informatics ,2002
- [117]Xieping Gao, Lipo Wang and Wer Set(高协平、王力波、徐唯). Wavelet Neural Networks for Prediction of Chaos Time Series. submitted to IEEE Trans. Neural Networks, 2003
- [118]P.S.Hamilton,W.J.Tompkins. Quantitative Investigation of QRS Detection Rules Using the MIT-BIH Arrhythmia Database. IEEE Trans.Biomed.Eng, 1986.33 (12) :1157-1165

程序附录 I

%函数说明：读出 MIT-BIH 心电数据库中存储格式为 212 的心电信号，并求出其 QRS 波峰位置、幅值、RR 间期、平均 RR 间期

%然后根据计算结果，通过小波神经网络进行疾病的诊断，这里主要进行房颤和其它心律失常的判断

```
clc;
```

```
clear all;
```

%----- 设置读数据的路径 -----

```
PATH= 'C:\mitdata';           % 信号存储的路径
```

```
HEADERFILE= '04048.he';       % 头文件
```

```
ATRFIL= '04048.atr';          % 说明文件
```

```
DATAFILE= '04048.dat';        % 数据文件
```

```
SAMPLES2READ=30000;           %准备读取多少数据
```

%----- 读头文件数据 -----

```
signalh= fullfile(PATH, HEADERFILE);
```

```
fid1=fopen(signalh,'r');
```

```
z= fgetl(fid1);
```

```
A= sscanf(z, '%*s %d %d %d', [1,3]);
```

```
nosig= A(1); % 信号的数量
```

```
sfreq=A(2); % 信号的采样率
```

```
clear A;
```

```
for k=1:nosig
```

```
    z= fgetl(fid1);
```

```
    A= sscanf(z, '%*s %d %d %d %d', [1,5]);
```

```
    dformat(k)= A(1);           % 信号的存储格式；读 mit-bih 心电数据库中的 212 存储格式的数据
```

```
    gain(k)= A(2);              % 信号的增益
```

```
    if gain(k)==0
```

```
        gain(k)=1;              %如果原始信号里面增益值为 0, 则令其为 1, 表示不进行增益
```

```
    end;
```

```
    bitres(k)= A(3);            % 存储位数
```

```
    zerovalue(k)= A(4);         % 信号的零点
```

```
    firstvalue(k)= A(5);        % 信号的第一个整数值
```

```
end;
```

```
fclose(fid1);
```

```
clear A;
```

```

%-----读信号数据 -----
if dformat~= [212,212], error('this script does not apply binary formats different to
212. '); end;
signald= fullfile(PATH, DATAFILE);          % 信号存储格式为 212
fid2=fopen(signald,'r');
A= fread(fid2, [3, SAMPLES2READ], 'uint8'); % 每一行有 3 列, 每一列占 8 位,
共 2×12 位
fclose(fid2);
M2H= bitshift(A(:,2), -4);
M1H= bitand(A(:,2), 15);
PRL=bitshift(bitand(A(:,2),8),9);    % 移位
PRR=bitshift(bitand(A(:,2),128),5); % 移位
M( : , 1)= bitshift(M1H,8)+ A(:,1)-PRL;
M( : , 2)= bitshift(M2H,8)+ A(:,3)-PRR;
if M(1,:) ~= firstvalue, error('inconsistency in the first bit values'); end;
switch nosig
case 2
    M( : , 1)= (M( : , 1)- zerovalue(1))/gain(1);
    M( : , 2)= (M( : , 2)- zerovalue(2))/gain(2);
    TIME=(0:(SAMPLES2READ-1))/sfreq;
case 1
    M( : , 1)= (M( : , 1)- zerovalue(1));
    M( : , 2)= (M( : , 2)- zerovalue(1));
    M=M';
    M(1)=[];
    sM=size(M);
    sM=sM(2)+1;
    M(sM)=0;
    M=M';
    M=M/gain(1);
    TIME=(0:2*(SAMPLES2READ)-1)/sfreq;
otherwise
    disp('Sorting algorithm for more than 2 signals not programmed yet!');
end;
clear A M1H M2H PRR PRL;

```

```

%----- 读说明文件-----
atr= fullfile(PATH, ATRFILE);          % attribute file with annotation data
fid3=fopen(atr,'r');
A= fread(fid3, [2, inf], 'uint8');
fclose(fid3);
ATRTIME=[];

```

```

ANNOT=[];
sa=size(A);
saa=sa(1);
i=1;
while i<=saa
    annoth=bitshift(A(i,2),-2);
    if annoth==59
        ANNOT=[ANNOT;bitshift(A(i+3,2),-2)];
        ATRTIME=[ATRTIME;A(i+2,1)+bitshift(A(i+2,2),8)+...
            bitshift(A(i+1,1),16)+bitshift(A(i+1,2),24)];
        i=i+3;
    elseif annoth==60
        % nothing to do!
    elseif annoth==61
        % nothing to do!
    elseif annoth==62
        % nothing to do!
    elseif annoth==63
        hilfe=bitshift(bitand(A(i,2),3),8)+A(i,1);
        hilfe=hilfe+mod(hilfe,2);
        i=i+hilfe/2;
    else
        ATRTIME=[ATRTIME;bitshift(bitand(A(i,2),3),8)+A(i,1)];
        ANNOT=[ANNOT;bitshift(A(i,2),-2)];
    end;
    i=i+1;
end;
ANNOT(length(ANNOT))=[];
ATRTIME(length(ATRTIME))=[]; % 行的结束判断
clear A;
ATRTIME=(cumsum(ATRTIME))/sfreq;
ind=find(ATRTIME <= TIME(end));
ATRTIMED= ATRTIME(ind);
ANNOT=round(ANNOT);
ANNOTD= ANNOT(ind);

%----- 信号显示，并求出 QRS 波位置，计算 RR 间期等参数
-----

xx=M(:,1);
x=xx(11201:(11200+10*sfreq)); %读取 10s 的数据，因为现在高档心电图机一次处
理的都是 10s 的数据
figure(1); clf, box on, hold on
plot(x); %显示信号

```

```

xlabel('采样点'); ylabel('幅值（电压 / mV）');
string=['原始心电信号 ',DATAFILE];
title(string);

fs=sfreq;
M=length(x);
t=1:M;
x=x';
for i = 5:1000
    dif(i)=2*(x(i)-x(i-4))+x(i-1)-x(i-3);           %微分阈值法
    dif=abs(dif);
end
[ymax,p]=max(dif);                                   %计算第一个最大阈值
yuzhi=ymax*0.7;
s=zeros(1,M);
j=1;
k=1;
flag=0;

i=5;
while i <= M
    dif(i)=2*(x(i)-x(i-4))+x(i-1)-x(i-3);
    dif=abs(dif);
    if dif(i) > yuzhi
        s(i)=1;
        if s(i-1) == 0
            rr(j)=x(i-4);                             %考虑延时!
            rr_x(j)=i-4;
            maxy=dif(i);
            j=j+1;
        else
            maxy=max(maxy,dif(i));
        end
    else
        if s(i-1) == 1
            R(k)=x(i-4);
            R_x(k)=i-4;
            yuzhi=0.4*yuzhi+0.4*maxy;                 %自适应修改阈值
            flag=1;
        end

        if flag == 1
            t=i-10;

```



```

        r(k)=0;
        while t < i                                %时域加窗定位 R 波幅度
            if x(t) > r(k)
                r(k)=x(t);
                r_x(k)=t;
            end
            t=t+1;
        end
        if k>1
            h=r_x(k)-r_x(k-1);
            hratek=h\fs*60;                        %计算心率
        end
        i=i+144;
        k=k+1;
        flag=0;
    end
end
i=i+1;
end

%计算 RR 间期、平均间期、平均幅值
RL=length(r_x);
sum_rrinteval=0;
sum_rscope=0;
for rtemp=1:RL
    sum_rscope=sum_rscope+r(rtemp);
end;
avg_rscope=sum_rscope/RL;
for l=1:RL-1
    rr_inteval(l)=r_x(l+1)-r_x(l);
    sum_rrinteval=sum_rrinteval+rr_inteval(l);
end
avg_rr_inteval=sum_rrinteval/(RL-1);
plot(r_x,r,'rx')
hold on
save rr_inteval;
save avg_rr_inteval;
save avg_rscope;

```

%函数说明：采用小波神经网络进行心电疾病诊断，采用小波为 morlet wavelet
或 mexican hat %wavelet

```
clear all
load rr_inteval;
load avg_rr_inteval;
load avg_rscope;
%初始化数据
P=3;%信号数目
m=1;%输入节点数目
n=10;%隐藏层节点数目
N=1;%输出节点数目

%a(n) b(n) 尺度和位移参数矩阵
%x(P,m) 输入矩阵
%net(P,n) 隐藏层节点输出
%y(P,N) 神经网络输出
%d(P,N) 神经网络的理想输出
% phi(P,n) 隐藏层节点小波输出
%W(N,n)输出层和隐藏层之间的权重
%WW(n,m) 隐藏层和输入层之间的权重
x=[avg_rscope;avg_rr_inteval;rr_inteval(4)];
d=[0.003;0.5;1.00];
W=rand(N,n);
WW=rand(n,m);
a=ones(1,n);
for j=1:n
b(j)=j*P/n;
end
%%%%%%%%%%%%%%
%EW(N,n) W 的权重
%EWW(n,m) WW 权重
%Ea(n) a 权重
%Eb(n) b 权重
%%%%%%%%%%%%%%
epoch=1;
epo=2000;
error=0.1;
err=0.01;
```

```

delta =1;
lin=0.5;
while (error>=err & epoch<=epo)
    u=0;%u 是一个中间变量

    %计算神经网络输入
    for p=1:P
        for j=1:n
            u=0;
            for k=1:m
                u=u+WW(j,k)*x(p,k);
            end
            net(p,j)=u;
        end
    end

    %计算 morlet 或 mexican wavelet 输出
    for p=1:P
        for j=1:n
            u=net(p,j);
            u=(u-b(j))/a(j);
            phi(p,j)=cos(1.75*u)*exp(-u*u/2); %morlet wavelet
            %phi(p,j)=(1-u^2)*exp(-u*u/2); %mexican hat wavelet
        end
    end

    %计算神经网络输出
    for p=1:P
        for i=1:N
            u=0;
            for j=1:n
                u=u+W(i,j)*phi(p,j);
            end
            y(p,i)=delta*abs(u);
        end
    end

    %计算误差输出
    u=0;
    for p=1:P
        for i=1:N
            u=u+abs(d(p,i)*log(y(p,i))+(1-d(p,i)*log(1-y(p,i))));
        end
    end
end

```

```

error=u;

%计算神经网络权重
for i=1:N
    for j=1:n
        u=0;
        for p=1:P
            u=u+(d(p,i)-y(p,i))*phi(p,j);
        end
        EW(i,j)=u;
    end
end
for j=1:n
    for k=1:m
        u=0;
        for p=1:P
            for i=1:N
                u=u+(d(p,i)-y(p,i))*W(i,j)*phi(p,j)*x(p,k)/a(j) ;
            end
        end
        EWW(j,k)=u;
    end
end
for j=1:n
    u=0;
    for p=1:P
        for i=1:N
            u=u+(d(p,i)-y(p,i))*W(i,j)*phi(p,j)/a(j) ;
        end
    end
    Eb(j)=u;
end
for j=1:n
    u=0;
    for p=1:P
        for i=1:N
            u=u+(d(p,i)-y(p,i))*W(i,j)*phi(p,j)*((net(p,j)-b(j))/b(j))/a(j) ;
        end
    end
    Ea(j)=u;
end

%调整权重
WW=WW-lin*EWW;

```

```
W=W-lin*EW;  
a=a-lin*Ea;  
b=b-lin*Eb;  
epoch=epoch+1;  
end
```

```
resultdata=error;  
resultdata  
subplot(2,1,1)  
plot(x)  
subplot(2,1,2)  
plot(y)
```

第一个程序输出的是 RR 间期、平均 RR 间期、平均幅值 (rr_inteval、avg_inteval、avg_rscope)，第二个输出的为 resultdata,即误差值。误差范围在 40 以内为房颤信号，其他不是

诚挚致谢

论文研究工作是在导师何继善院士的指导下，所取得每一点成绩都凝聚着导师的智慧和心血。导师所具有的广博的学识、严谨的治学风范、开明活跃的学术思想以及对科学研究的执着追求使我受到极大震撼和启迪，将永远激励着我在今后的科学研究工作中勤奋、努力、向上。在此，特向导师表示最衷心的感谢和最诚挚的敬意。

感谢翁晶波老师对我在学习、生活上的关心和支持。

感谢信息物理工程学院领导汤井田教授和生物医学工程研究所的赵于前老师、熊平教授、徐大宏博士给我们提供便利的研究、学习环境。

感谢卫生部肝胆肠中心的张阳德教授、任立峰老师在学业和研究上的帮助和支持。

在这三年的工作和学习期间，我的学友何清杭、薛军平、傅国红、夏代林、张勇、苒红涛、何刚、王烨、杨晓宏、鲁顶柱等都给予了热情帮助，在此特向他们表示衷心的感谢。

读研期间得到父母和亲友们多方关心和支持，特表示感谢。

感谢远在他方，对我经济上资助，精神上鼓励的朋友，正是他们的关心和支持，才使得我潜心的学习和研究。

在校期间发表（含待发）论文情况

- [1] 张飞，赵于前，王烨，何刚，廖云朋，何继善. 心电信号采集记录系统设计. 计算机测量与控制（已录用）
- [2] 廖云朋，何继善，张飞. 小波分析在心电信号中的应用. 山东生物医学工程，2003，22（2）：54-56
- [3] 张飞，廖云朋，何继善. DSP 芯片在人体三维重建三角化中的应用. 当代矿山地质地球物理新进展. 2004