

## 摘要

心脏病是严重危害人们健康的疾病，据统计世界上每年有几百万人死于心血管疾病，占死亡人数的三分之一。因此，研究心血管疾病的预防、诊断和治疗成为了医学界的重要课题。可穿戴心电技术是指在人们日常穿戴的衣物中以不影响穿着舒适性的方式嵌入心电采集系统，使其在自然状态下能够随时随地获取心电数据，是对人体心电进行实时监护的有效方法。

由于病人经常处于运动状态，受到的干扰非常大，对心电信号的后述分析带来了很大的困难，很容易导致监护系统发生误判，影响病人的及时诊断和治疗。目前，虽有学者采用信号质量评估方法能有效地防止运动心电信号受到干扰带来的影响，但都是用来评价在静止状态下获取的心电信号，而对于运动心电至今还没有理想的评估方法。

心电信号节律异常分析是心电监护系统的核心，即能自动对病人的病情进行诊断，减少医生的工作量，以及能及时对病人进行诊治，但由于心电信号本身不规则、形态多变导致特征值检测困难，以及异常波之间的差异难以区分，并且有些分类方法自身还不够完善，因此到目前为止还有许多基础问题仍没有解决。

本文的工作主要针对动态心电信号的质量评估和心电节律分析等问题进行深入研究，对可穿戴运动心电监护系统进行设计与研究。

首先，概述了心电信号自动分析的主要内容以及心电信号处理技术的研究现状，深入研究心电信号的波形特点及节律失常特点与表现，并介绍了常用的心律失常数据库，为接下来的研究打好理论基础；

其次，针对可穿戴运动心电监护系统的设计原则和需求，对系统的整体框架进行设计，给出了系统各个模块的具体设计思路和实现方法；

接着，通过对 R 波检测匹配度、功率谱密度比值、峰度值 3 个反映心电信号质量的指标集进行综合分析，提出了基于模糊综合评价的信号质量评估模型，该模型能对心电信号质量进行综合评估，能准确反映信号质量，为后述分析提供了重要的价值。

然后，本文比较了两种心律异常分类方法包括学习向量量化神经网络、逻辑分支判断方法，提出了基于信号质量指数的节律分析，即根据信号质量指数来选

择节律诊断分类方法，相比采用单一的诊断方法更加适合实时运动心电信号处理，既能满足实时性的需要，也能保证诊断精度。

本设计中的心电信号处理、信号质量综合评估、节律分析都主要是在 MATLAB 平台上实现，并使用国际通用的 MIT-BIH 心律失常标准数据库来验证，最后采用可穿戴系统采集的数据进行分析，取得了较好的效果。

最后，本文着重对系统监控软件进行了设计研究，并给出了具体的设计步骤，包括每个功能模块的设计方法与实现内容，最后给出了可穿戴远程心电监护系统的总体设计方案。

论文的研究成果为研制面向医院、敬老院、社区等区域人群的心电监护产品打下了一定的基础。

**关键词：**可穿戴心电监护系统，信号质量综合评估，学习向量化神经网络，逻辑分支判断，节律异常

## ABSTRACT

Heart disease is a disease of serious harm to people's health. There are millions of people died of cardiovascular disease in the world every year, accounting for one third of the total deaths, according to statistics. In China, the number of death from cardiovascular disease accounts for about 44% of the total number of death. Therefore, the study of cardiovascular disease prevention, diagnosis and treatment has become an important issue for the medical profession. Wearable technology is to embed the ECG Acquisition System in clothing without affecting the wearing comfort so that the system can obtain ECG data in natural state. It is an effective method to monitor the ECG signals in real time.

However, the human bodies are often in the state of motion and the dynamic ECG signals are interrupted greatly by noise, which has brought great difficulties to the latter analysis of the ECG, and can easily lead a miscarriage of justice to automatic guardianship, affect the timely diagnosis and treatment of patients. Although the signal quality assessment techniques can effectively prevent the movement ECG interference impact, they evaluated the ECG obtained in static condition.

Abnormal ECG rhythm analysis is the core of the ECG monitoring system that can automatically diagnose the patient's condition and reduce the workload of doctors, as well as timely diagnosis and treatment of the patient. Difficulty in feature value detection as well as difficulty detection between abnormal waves lead by ECG signal itself irregular and shape varied, and some classification method is not perfect until now, so there are many basic problems are still unresolved until far.

This paper focused on motion signal quality assessment and abnormal rhythm analysis , design and research on wearable ECG monitoring system.

Firstly, this paper gives an overview of the automatic analysis of ECG and current research status of ECG signal processing technology, in-depth study of the ECG waveform characteristics, arrhythmia characteristics and performance, introduces some common arrhythmia database, lay the theoretical foundation for the

next research.

Secondly, according to design principles and requirements of wearable ECG monitoring system, we design architecture of the whole system and give out the specific design ideas and design methods of each modules.

Thirdly, with a comprehensive analysis to R-wave detection match degree, power spectral density ratio and kurtosis,3 indexes for electrocardiogram (ECG) signal quality, this paper established a quality assessment model for a wearable ECG-signal based on fuzzy composite assessment. The model can assess the signal quality and play as a foundation for next intelligent diagnosis.

Next, this paper gives two kinds of abnormal heart rhythm classification method including Learning Vector Quantization (LVQ) neural network and branch of logic determine method, give a waveform classification based on signal quality index, that is choose ECG diagnostic classification according to signal quality index. It can meet real-time and precision in this way.

The design of the ECG signal pre-processing, characteristic value detection and classification diagnosis in this paper is mainly implemented on the platform of MATLAB, and verified by international universal MIT-BIH arrhythmia standard database. At last, we obtained a good results by using this algorithm to analysis the data collected by this wearable ECG system.

Finally, this paper focuses on design and research of the system monitoring software, give specific design steps, including the design of each functional module, propose an overall design of a wearable ECG monitoring system. .

The achievements will be the basis for development of ECG monitoring products for people in community-oriented, hospitals, geracomium and so on.

Yi Xiaolin (Signal and Information Processing)

Supervised by Associate Professor Wu Yizhi

**Key words:** Wearable ECG monitoring system, Signal quality comprehensive assessment, LVQ neural network, Branch logic judgment, Arrhythmias

# 第一章 绪 论

## 1.1 研究背景

心脏病是严重危害人们健康的疾病，据统计世界上每年有几百万人死于心血管疾病，占死亡人数的三分之一。在中国，死于心血管疾病的人数约占死亡人数总数的 44%。因此，研究心血管疾病的预防、诊断和治疗成为了医学界的重要课题<sup>[1-3]</sup>。自 1903 年 Willem Einthoven 应用弦线式心电图机记录到图形清晰、可供临床使用的心电图，至今已有一百多年历史<sup>[4]</sup>。心电图蕴涵着丰富的反映心脏节律及其电传导的生理和病理信息，在一定程度上可以客观反映心脏各部位的生理状况，目前已成为心血管疾病无创性检查诊断的重要方法之一<sup>[5]</sup>，尤其对于各种节律异常和传导障碍的诊断分析具有重大诊断价值。

动态心电图是病人在日常生活状态下连续记录的体表心电图，心电信息量远远大于常规心电图，因此也增加了心电图分析的工作量，这使得心电图的自动检测与分析成为必要。同时，由于人们的生活水平的提高，传统的非远程心电监护缺乏实时性，并且心脏病患者突发性强、发病时不易觉察，已经远远无法满足人们的要求，因此远程心电监护的研究已经非常迫切。

近些年来，许多研究人士对可穿戴智能服装进行了研究，它能够在自然状态下随时随地获取穿戴者心电数据，对人体的生理状况进行监控，并可对病人的心脏异常状况进行判断和报警，是一种对人体心电进行实时监护的有效途径之一<sup>[6-9]</sup>。但基于可穿戴智能服装的心电信号大多数是在人体运动状态下采集的，极其容易受到噪声干扰，相对于在静止状态下采集到的心电信号质量要差得多，导致最终的诊断结果和实际结果产生很大误差，而误诊或误报警将会严重影响医生对病人的及时医治，大大降低了监护效果。目前，有许多研究人士采用了多种算法来降低干扰对监护的影响，但无法根本解决这一问题。因此，有学者提出用信号质量评估方法即通过信号质量控制来改善信号估计的质量，能有效改善和控制临床监护的质量，但尚只用于静态心电信号的心率估计。因此如何对信号进行质量综合评估，并将其有效用到智能诊断上，提高诊断准确率，是非常必要的。

在整个心电监护系统中，心电信号的节律异常的自动分析属于其核心部分。对于运动状态下的监护系统，要求它具有实时性和准确性，能最大意义上监控病

人的心电活动，正确分析该患者的病情。这些对于心电自动分析算法提出了极高的要求。

目前，虽然国内外生产心电图自动分析软件的厂家和科研单位有很多，但这些软件产品所采用的心电算法不尽相同，其心电诊断结果的正确与否，将直接影响医生的判断结果，甚至会导致误诊。

本文的研究，就是远程可穿戴监护系统的特点，对心电信号自动分析进行探索性研究，希望能对以后的研究打下一个坚实的基础。

## 1.2 国内外现状综述

心电信号自动分析是指在采集到的心电信号基础上，对其进行处理后提取反映心脏状态的特征信息，然后利用这些特征信息分析、判别心电信号所反映的疾病类型，进而帮助医生从繁琐的图形识别工作中解脱出来，同时能及时发现患者的病情，从而能采取相应的措施，有效地避免病情加重或死亡。整个心电信号自动分析流程图如下：

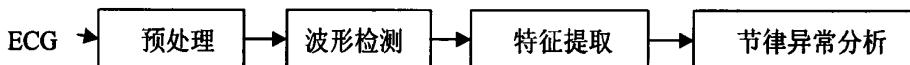


图 1-1 心电信号自动分析流程图

从上图可知，心电信号自动分析研究的内容主要包括四个方面：一是心电信号预处理的研究；二是心电波形检测与特征点定位算法的研究；三是心电信号特征提取方法的研究；四是心电波形诊断方法的研究。

### 1.2.1 心电信号预处理技术研究

由于动态心电信号具有微弱、低频、高阻抗和随机性等特点，极易受干扰影响，从而影响心电信号的分析和诊断精度。因此最大程度的抵制噪声是提高心电信号检测精度的前提。除了对心电仪硬件抗干扰能力有较高要求外，对心电信号的数字滤波也非常重要，许多学者对此做了大量的工作，主要包括各种经典的数字滤波方法和各种现代信号处理方法<sup>[10-13]</sup>。

这些方法大致分为三大类，第一类是自适应滤波方法；第二类是经典的数字滤波方法，如陷波器、低通滤波器等；第三类是以小波变换、神经网络和数字形

态学为代表的现代高新技术滤波器方法。Li G, Ling L 等<sup>[14]</sup>人专门提出了一种自适应相干模板法抑制工频干扰，它从原始信号中减去工频干扰的模板，以达到滤除工频干扰的目的，同时克服了自适应滤波器算法复杂耗时，需要添加参考信号的不足。Laguna P, Jane R 等<sup>[15]</sup>人采用自适应滤波方法对基线漂移的抑制取得了较好的效果。Laguna P, ThakorNV 等<sup>[16]</sup>人根据心电信号中各特征波形频谱的不同设计不同的低通差分滤波器，突出不同子波的特征之后，再进行滤波处理。Lynn PA<sup>[17]</sup>提出了一类递归型数字滤波器，可以实现不同类型的滤波。

近几年，小波分析被引入 ECG 滤波处理中，小波变换具有良好的时频局部化特征，十分适用于具有随机性、低信噪比、非线性和非平稳的心电信号分析和处理。常用的算法有小波空间的阈值化处理、小波变换模极大值处理方法、去除噪声干扰所对应的小波分解尺度上的细节能量<sup>[18-20]</sup>。直接利用小波变换<sup>[21-22]</sup>进行心电信号处理，可以取得较好的结果，但一般运算量较大。也有学者将小波变换与其它数字滤波技术结合，如小波变换域的 Wiener 滤波<sup>[23]</sup>和自适应滤波<sup>[24]</sup>。

Xue Q, Hu YH 等<sup>[25]</sup>人采用基于神经网络的非线性自适应匹配滤波器可以较好地消除基线漂移及伪迹的影响，但神经网络算法计算量大，而且自适应匹配滤波器采用的模板易受 QRS 波群变异的影响。

总体上来说，目前对高频噪声、基线漂移和工频干扰的研究成果比较多，技术比较成熟，但对于肌电干扰、电极脱落和人为移动引起的干扰，仍无法完全有效地去除，大部分的处理方法只适用于静止状态下采集的心电信号，而对于运动心电信号的处理目前仍然没有公认的完整的方法。

### 1.2.2 心电波形检测技术的研究

心电信号检测的关键技术之一是 QRS 波形检测，其准确性将影响最终诊断结果。至今介绍的 QRS 波群检测方法繁多，最常用的方法是阈值法。固定阈值容易受强噪声、高 P 波、高 T 波、节律异常等影响，导致误检或漏检。因此，一般采用可变阈值检测法来提高检测准确率，而且还会引入临床经验参数。Pan 等人<sup>[26][27]</sup>提出的阈值法最具有代表性，已被成功运用到实际应用系统中。阈值法运算简单、处理速度快、易于实现，但检测精度有待提高。

近年来，随着数字信号处理技术的发展，许多新的信号处理方法也运用到

QRS 波群检测中来，如神经网络、小波变换、分形理论、非线性滤波技术等。

Senhadji L, Bellanger JJ 等<sup>[28]</sup>人首先提出在心电信号处理中运用小波分析技术，丁哨生等<sup>[29]</sup>人将小波分析与自适应匹配滤波技术相结合，提高了检测速度和检测准确率。

Shyu LY 等<sup>[30]</sup>人采用小波变换和神经网络相结合的方法实现了对动态心电室性期前收缩信号的检测。也有学者提出基于数学模型的检测方法和基于形态学的检测方法，但这些方法处理速度慢且对噪声敏感，实际应用较少。

对 P 波、T 波的准确检测是 ECG 检测中的难题，有待进一步研究。因为 P 波、T 波幅度小，斜率特征不明显。目前主要有两类方法，一类是窗口搜索法，即以 R 波为标准，在其前后一定区域内来检测 P 波、T 波；第二类是对消法。即通过对消掉占有大部分能量的 QRS 波群和噪声，突出 P 波、T 波再进行检测。常见的有小波变换法、神经网络法、特征点法、模板匹配法、自适应滤波法等。但这些方法均不能很好的检测出 P 波、T 波。

总的来说，P 波、T 波的检测方法远没有 QRS 检测方法成熟。

### 1.2.3 特征提取方法的研究

特征信息的提取，是后面对心电节律异常进行诊断的一个重要步骤，只有选择出能反映疾病最本质的特征，才能最快最好地对各种节律异常进行准确、科学的分类。如果对所有导联上全部信息进行分析，运算将会非常复杂，因此必须提取特征信息，减少特征向量的维数，从而简化运算。目前，主要有三种类型的特征提取方法，它们分别是时域特征、频域特征、模型特征。时域特征主要是从时域上提取特征信息，如 R 波峰值、QRS 波长、QRS 面积、RR 间期等。这类方法非常符合临床医生的习惯，Rajendra Acharya U 等<sup>[31]</sup>人选取了 13 个特征参数，如 QRS 宽度、R 波位置等其它参数，对 10 类心搏类型进行了分类，取得了很好的效果。时域特征参数易于理解，容易上手，但是，很容易受噪声等干扰的影响。并且，P 波和 T 波的提取至今都是一个难题。学术界有许多相关方面的研究，但无法找到一种实用而有效的方法，不能达到准确提取特征的要求。因此，这些原因成为时域特征参数应用的瓶颈。

而频域特征则是利用傅立叶变换、滤波器、小波分析等方法来得到与特征相

关的频域信息。L. Senhadji 等<sup>[32]</sup>检测了不同种类的母小波以及不同分解水平对于 ECG 分类的能力，最终得出 spline 和 db 小波的性能最好。频域特征与时域相比，抗干扰能力更强，但计算量和复杂度要求更高。

模型特征则是通过对心电建模的方法，从而得到表示心搏的某些特征系数作为特征向量。Rajendra Acharya u<sup>[33]</sup>使用了自回归模型对包括 P 波和 T 波的心搏信号进行建模，使用了 6 个特征参数，大大减少了计算量，满足了实时性。周群一<sup>[34]</sup>使用高斯镜像模型方法进行建模，对室性早搏的分辨率比较准确。

总之这三种方法各有优劣性，要根据实际情况进行选择。如果要求易于实现，可以选择时域特征，如果要求准确性以及完整性，可选择频域特征，而模型特征具有前两者的优势，即可以通过较少的特征来包括更多的心搏信息，但它需要深刻的理论支持，且灵活性较差。

#### 1.2.4 节律异常诊断分类的研究

心电自动分析系统除了能完成预处理、特征点检测外，还应该能对疾病进行自动分类，对心律失常等心脏疾病进行诊断，这也是自动分析系统的最主要目的。目前心律失常分析的方法主要有以下几种：逻辑分支判断法、模板匹配法<sup>[35-36]</sup>、支持向量机<sup>[37-38]</sup>、神经网络法<sup>[39-42]</sup>、模糊理论<sup>[43-45]</sup>等。

早期在心电监护仪中普遍使用的方法有逻辑判断法和模板匹配法。逻辑判断法是基于特征提取的方法，类似于医生读取心电图的判断过程，根据相关的设定的参数，按照一定的逻辑判断来进行心律失常分类，该方法规则简单，速度快，应用广泛，但不太适用于复杂的情况。

模板匹配法是基于波形形态分类的方法，一般是在建立QRS模板后，在以 R 峰为中心的指定窗口宽度内对模板和目标波形进行积分，进行相关性计算，若相关系数大，则认为两者匹配。段会龙、冯靖祎等<sup>[35]</sup>人提出了一种结合特征提取和模板匹配的心搏分类算法，对室性早搏进行自动分类。模板匹配法直观简单、但容易受噪声干扰，匹配效率不高，适用于分类类别较少的情况。

支持向量机是机器学习方法中的一种，是建立在统计学习理论和 VC 维理论和结构风险最小原理基础上的。SVM 用于模式分类的最大优势在于它很大程度地克服了传统机器学习中的维数灾难及局部极小等问题。已经证明，到目前为止

在处理小样本问题时，SVM 的泛化能力是最好的，尽管有时它的分类精度不是最佳的。曹玉珍等<sup>[38]</sup>人通过小波变换得到的参数，获得8维特征向量，最后用向量机对其进行心律分类。

神经网络法主要是通过大量的心电数据的学习，根据某种学习算法来调整神经网络的结构参数，进而对心电图进行分类。Osowski S等<sup>[46]</sup>人提出一种模糊混合神经网络分类器，选用平均RR间期、QRS波宽度等特征作为心电特征参数，对心室扑动、室性早搏、室性逸搏等七类心电信号进行分类，正确率达到了96%。

模糊理论一般是先对心电信号进行特征提取，然后对其进行模糊化，接着再进行模糊推理，最后通过模糊决策规则来获得分类结果。此外模糊理论与神经网络相结合的技术也在心电信号分类识别中得到了广泛的使用。

### 1.2.5 心电信号质量评估的研究

信号质量评估技术，主要是建立一个信号质量好坏的评价标准，并在此基础上将信号分为不同质量等级的信号，为下一步的智能诊断的处理奠定基础，进而改善监护效果。

质量评估技术在信号分析的领域中已经得到了广泛的应用，王远干、王继祥等人均已提出了一些信号质量评估的方法，并应用于光栅、语音信号的评估<sup>[47][48]</sup>。同时在脑电监护中，信号质量评估技术也得到了广泛的应用<sup>[49-53]</sup>。目前，J. Chen 等人通过计算原始心电信号和去噪后心电信号的互相关函数来进行质量评估<sup>[54]</sup>。Y. Zigel 等人通过计算信噪比的方法来评估心电信号的质量高低<sup>[55]</sup>。李桥等人通过分析心电信号的波形特征、统计特性和相互关系实现了心电信号的质量评估，并将该技术用于危重病人的监护<sup>[56]</sup>，Hug, C.等人同样也将这一技术应用在了人体心电和血压的监护中<sup>[57]</sup>，但是以上这些方法都是用来评价在静止状态下获取的心电信号，而且大部分都是对单一因素进行评价，对于运动心电至今还没有理想的评估方法。

## 1.3 本文主要研究内容及创新点

本文主要针对通过可穿戴智能服装采集到的心电信号进行处理与分析，设计了基于模糊综合评价的心电信号质量评估模型，通过对心电信号的除噪、特征检

测、节律异常分析，完成了对可穿戴运动心电监护系统的设计与实现，最后通过无线的方式将心电数据传递给医护人员，以便进行实时地诊断和监护。

论文的主要创新点有：

(1) 针对运动信号的特点，通过对 R 波检测匹配度、功率谱密度比值、峰度值 3 个反映心电信号质量的指标集进行综合分析，提出了基于模糊综合评价的信号质量评估模型，实现了对信号质量的综合估计。

(2) 提出了基于心电信号质量指数的节律分析模型，即根据信号的质量，来采用相应的节律异常诊断分类方法，能更好满足可穿戴心电监护系统实时性以及准确性。

(3) 将信号质量综合评估技术、节律分析运用到可穿戴监护系统，并对整个系统进行了设计与实现。

## 1.4 本文主要章节安排

第一章是绪论：对本文的研究背景，心电信号自动分析的主要内容以及研究现状作了综述，概括介绍了本文的研究内容与目的。

第二章主要是介绍了心电图的基本知识，对正常心电波形组成及其所反映的生理学意义进行了剖析，接着详细介绍了节律异常的特点及表现，对常见的节律异常信号进行了归纳和分类。最后对几种常用的心律失常数据库进行介绍，并确认 MIT-BIH 数据库为本文的评价数据库。

第三章对可穿戴系统的整体设计作了重要介绍与分析，首先阐述了系统整体设计原则与需求分析，然后对整个框架进行设计。接着介绍了心电信号预处理与特征点检测的方法，其中对心电信号的不同类型噪声进行了详细分析，并采用小波的方法对心电信号进行噪声处理。

第四章提出了基于模糊综合评价的心电信号质量评估模型，首先介绍了三个评价指标，即 R 波检测匹配度、功率谱密度比值、峰度值，最后对这三个指标进行综合评价，得到一个反映心电信号质量的指数，最后提出了基于信号质量评估与卡尔曼滤波的心率估计模型，并对结果进行对比分析。

第五章为心电节律异常诊断部分，首先介绍一些常用的诊断方法，最后重点介绍了学习向量量化神经网络以及逻辑分支判断法，并对两种方法进行了比较，提出了基于心电信号质量指数的心电波形分类。

第六章为系统的总体设计，首先介绍了各个模块的实现方法与意义，利用Visual Studio 2008编写了心电自动分析软件，软件可以打开心电数据、显示波形及相关特征值、病历管理、病情诊断。最后给出了整个系统的运行实现图。

第七章为总结与展望，主要对本文的工作进行了总结，并提出不足之处。

## 第二章 心电信号与节律异常

心电信号处理是可穿戴心电监护系统的核心内容，本章主要讨论了论文涉及到的心电相关知识。首先是对心电信号的波形进行分析，接着对心电信号的节律异常以及常用数据库进行介绍。

### 2.1 心电图概述

心电图描绘出了心脏搏动相关的电位变化，通过在人体的表面连接一些特定的装置可以记录人体表面的电位在每一次心动周期内发生的变化，将这些电位变化画成的曲线即为心电图。正常的心电波形如图 2-1 所示，它包含了不同的波和间期。其中，P 波、QRS 波群以及 T 波是最主要的特征波，RR 间期、QT 间期、ST 段、PR 间期等是心电信号中最主要的特征信息，可以从多个方面反映心脏的传导系统及心脏本身是否发生病变<sup>[58]</sup>。

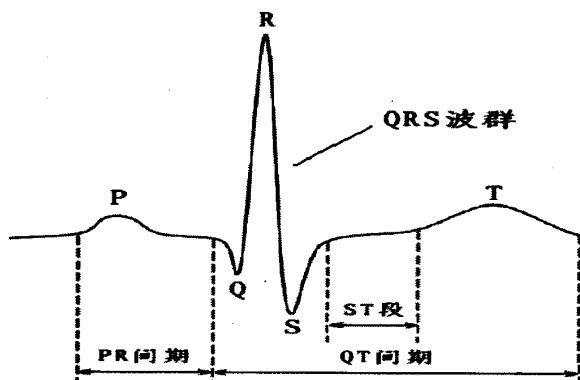


图 2-1 标准心电信号波形

(1) P 波反映的是心房去极化过程的电位变化情况，是一个周期心电波形中第一个出现的波，宽度为 0.08~0.11 秒，幅度不超过 0.25mv。

(2) QRS 波群反映的是心室去极化过程的电位变化情况，包括三个紧密相连的波，如图 2-1 所示，第一个向下的波为 Q 波，第二个向上的波为 R 波，第三个向下的为 S 波。三个波的持续时间不超过 0.1 秒。

(3) T 波为心室复极波，紧跟在 QRS 波群之后，连接着 ST 段，幅值比较低，约为 1.3mv。

(4) PR 间期是从 P 波的起点至 QRS 波群起点的时间间隔，代表了激动从心房到心室的传导时间，PR 间期正常范围值一般为 0.12~0.20 秒。并且，PR 间

期会随着年龄和心率的变化而变化。

(5) ST 段是从 QRS 波群的终点到 T 波起点的一段等电位线，有时会有偏移，代表了心室除极完毕到复极开始在体表产生电位差以前的一 短暂瞬间。

(6) QT 间期是 QRS 波群的起点至 T 波终点的时间，代表了整个心室肌开始除极到复极完毕的总时间，有时也称作心脏电收缩时间，其值会随着心率的快慢而变异。心率越快，间期越短；反之则越长<sup>[59]</sup>。

## 2.2 节律异常

心律为心脏活动的节律，正常情况下，支配心律激动的起源点在窦房结。由窦房结激动支配心室活动的，称为窦性心率，由窦房结以外的节律点如心房、心室、房室束等其它处支配心律时，称为异位心律。正常的窦性心律满足：每个 QRS 波前有一个 P 波。P—R 间期大于等于 0.12 秒。

由心脏在收缩和舒张的电生理活动过程中发生的激动起源异常、传导异常或是两者并存引起的心脏节律、心跳频率及传导时间顺序的改变统称为节律异常。心律失常会引起心悸，头晕和晕厥，快速心律失常可引起心绞痛，急性心肌梗死，严重时会引起猝死。心律失常可发生于正常健康人群中（如呼吸引起的窦性心律不齐），但更常见于患有器质性或功能性心脏病患者，因此心律失常诊断通常是心血管疾病临床诊断的关键步骤。心律失常可以表现为单个心拍的异常，也可以表现为一组连续心拍的异常，当出现连续的心律失常心拍时，可能引起心率的变化从而导致心电节律异常。

### 2.2.1 节律异常分类

心律失常可分为冲动起源异常和冲动传导异常两大类，因为传导功能失常心电图特征较为复杂，本文只对冲动起源异常类心律失常进行分析。

冲动起源异常的心律失常主要有两大类，第一类为窦性心律失常，包括窦性心律不齐、窦性心动过缓、窦性心动过速、窦性早搏和窦性暂停。第二类为异位心律，包括心房性、房室交界性、心室性心律失常三大类。由于前两者不易区分，统称为室上性心律失常。

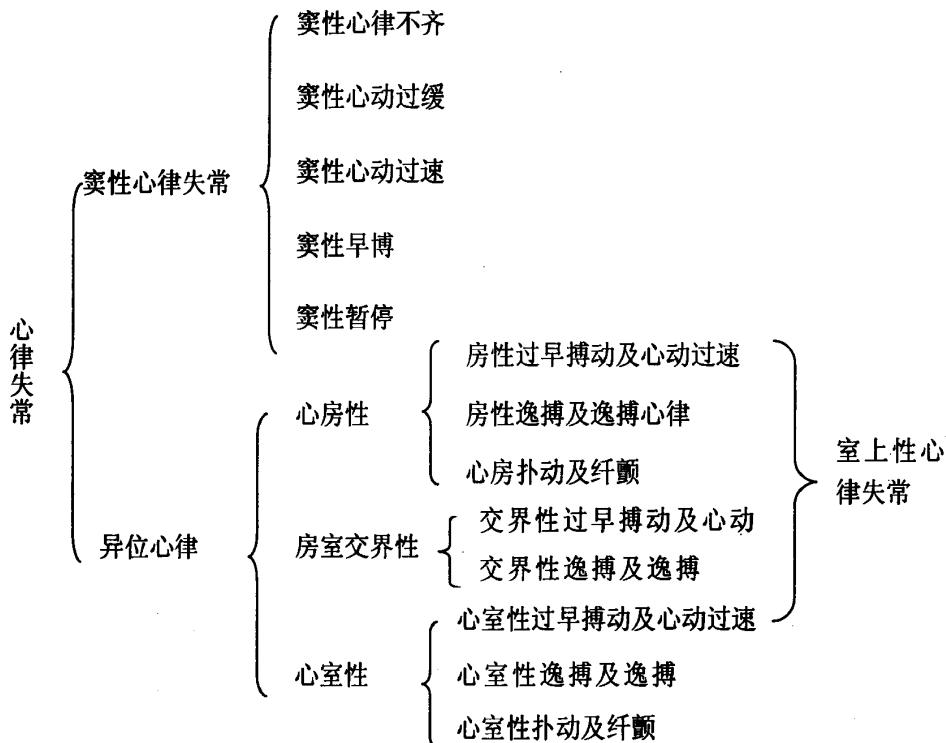


图 2-2 冲动起源异常的心律失常分类

### 2.2.2 节律异常特点

1、窦性节律异常，会出现 P 波异常，必须有形态和方向正常的窦性 P 波，P-R 间期 $\geq 0.12S$ 。QRS 波群形状和延续时间通常正常。下面为主要的窦性节律异常。

表 2-1 主要的窦性节律异常特点

窦性心律不齐	P—P 间期不等，相差 0.12S 以上
窦性心动过缓	P—P 间期超过 1.0S，心率均匀
窦性心动过速	P—P 间期小于 0.60S，心率均匀
窦性早博	早博 P 波与前面正常的 P 波间距多固定不变、代偿间歇不完全
窦性暂停	正常节律中，突然出现较长时间内无 P、QRS、T 波，间歇长短不定

### 2、室上性节律异常

表 2-2 主要的室上性节律异常特点

结性逸搏与逸搏心律	心动周期间歇较长之后出现的 QRS 综合波呈室上型，无正常窦性 P 波。节律整齐而缓慢，40~60 次/分
-----------	---

心房扑动与纤颤	无正常 P 波，心房扑动代之以连续锯齿样扑动 F 波，心率 250~350 次/分。心房纤颤代之以细小而不规则的纤颤 F 波。R-R 间期绝对不等，心率均为 400~700 次/分
早搏	心动周期间歇较短提前出现的 QRS 综合波呈室上型，无正常窦性 P 波。节律绝对规则，160~220 次/分

### 3、室性心律失常

表 2-3 主要的室性节律异常特点

室性逸搏与逸搏心律	心动周期间歇较长之后出现一个宽大畸形的室性 QRS 综合波呈室上型，无正常窦性 P 波。节律整齐而缓慢，30~40 次/分
心室扑动与纤颤	心室扑动为连续宽大畸形心室波，频率为 250~350 次/分；心室纤颤为连续出现幅度不等的极不规则波形，频率为 250~350 次/分
室性早搏	提前出现的宽大畸形 QRS 综合波前无 P 波，QRS 时间大于 0.12S，T 波与主波方向相反，代偿间歇完全，150~220 次/分

## 2.3 心律失常数据库

目前世界上主要有以下三个数据库：

### 1、CSE 数据库

CSE 数据库由欧共体启动的定量心电图共同标准项目建立。包括 3 导联数据库、多导联数据库和诊断数据库单个部分。采样率为 500Hz。

### 2、AHA 数据库

由美国心脏协会建立。记录包含两个通道的数据，采样率为 250Hz，精度为 12 位。可用于评价室性节律异常的检测。

### 3、MIT-BIH 数据库

美国麻省理工大学在 1989 年建立了节律异常数据库。采样率为 360Hz，精度为 11 位。MIT-BIH 数据库是麻省理工和 Beth Israel Deaconess Medical Center 共建的一个生物医学数据库，该数据库包含多种生理信号数据库。

#### (1) MIT-BIH 数据库简介

MIT-BIH 节律异常数据库是 MIT-BIH 心律不齐实验室在 1975—1979 年间

从 47 个实验人体上获得，包含了从 48 个“小时”的两个通道的移动 ECG 信号的摘录。其中，23 个记录是从 Boston's Beth Israel 医院的 4000 个住院病人和门诊病人身上的 24 小时移动的 ECG 信号中随机采样得到的。此数据库是第一个应用于心律不齐检测评估的测试标准材料，并且，也在全世界 500 个地区用于心脏动力的基础研究。

这个数字化记录为每通道每分钟 360 个采样，每个采样由电压幅度为 10 毫幅的 11bit 的二进制来记录，它在数据库中的存放格式为每个采样点 12bit，其中 1 位为空白位，其它 11 位为有效位。

数据库共有 48 个完整记录，并且有 48 个相对的完整的评注文件，其中 25 个单数号的记录可以从 physionet 免费得到，剩余的 23 个记录可以参看 MIT-BIH 心率不齐数据库 CD-ROM。

MIT-BIH 心率不齐数据库（MIT-BIH Arrhythmia Database）的 100.dat 头文件如下：

```
100 2 360 650000 0:0:0 0/0/0
100.dat 212 200 11 1024 995 -22131 0 MLII
100.dat 212 200 11 1024 1011 20052 0 V5
# 69 M 1085 1629 x1
```

头文件所含信息：该数据库是两通道的，采样率为 360Hz，每个记录长 650000 个字节。100.dat（100）是文件名，212 表示的是信号的储存格式是 12 位（每 3 字节两次采样），一个文件包含两个信号。每个信号的获得需要每毫伏 200ADC 单位，而 ADC 包含 11 位有效位和一位补充位，所获得的信号在 0 到 1024 之间。得到的第一组采样值是 995（第一通道）和 1011（第二通道），所有采样的检测范围从 -22131 到 20052，字区大小从 0 开始并可以任何尺度完成 I/O 转换。MLII 表示经过改进的导联 2，V5 是第五胸导联。最后一行包含一个信息串，表示该记录的主体年龄 69 岁，M 为男性，和一些记录的数据。

在本文中，除了部分使用智能服装采集的心电数据外，其它部分均采用 MIT-BIH 节律异常数据库中的数据进行算法分析与验证。表 2-4 为 MIT-BIH 节律异常数据库中部分病理波形的注释代号。

表 2-4 MIT-BIH 部分病理波形注释代号

心拍类别	缩写
正常心搏	N(NORMAL)
正常心搏	.(NORMAL)
左束支阻滞	L(LBBB)
右束支阻滞	R(RBBB)
不确定束支阻滞	B(BBB)
房性早搏	A(APC)
异常房性早搏	a(ABERR)
交界性早搏	J(NPC)
室上性异常早搏	S(SVPB)
室性早搏	V(PVC)
R-ON-T 室性早搏	r(RONT)
室性融合波	F(FUSION)
房性逸搏	e(AESC)
二度传导阻滞	BII
室性逸搏	E(VESC)
未分类心搏	Q(UNKNOWN)

## 2.4 小结

本章主要对心电信号的基本特点和组成进行了介绍，接着对心电信号常见的节律异常特点和类型进行了介绍，最后对几种常用的心电数据库，尤其是 MIT-BIH 节律异常数据库进行了说明。

## 第三章 可穿戴运动监护系统设计与心电信号处理

本章主要介绍可穿戴运动心电监护系统的设计原则和系统需求，并在此基础上对系统的整体框架进行设计。

穿戴式远程医疗仪器可实现对人体非介入式、无创的医疗诊断监测。它具备可移动操作、使用简便、长时间持续工作、智能显示诊断结果、异常生理状况警报、无线数据传输，远程实时监控等特点。因此，它的发展越来越受到关注，其产品 and 应用将开创远程医疗和移动家庭保健系统崭新的未来。

### 3.1 可穿戴监护系统的设计原则

可穿戴运动心电监护系统是一种面向用户的应用电子仪器，是一种对人类的健康进行监护的系统。因此，在可穿戴系统设计研发过程中必须全面考虑各方面应用的特点以及技术要求。在整个系统的研发过程中，应遵循以下几个原则<sup>[60]</sup>：

#### (1) 连续性原则

一些心脏疾病的发病特征很难捕获，出现的时间又具有随机性，因此系统必须保证能够进行长时间的连续监护。

#### (2) 可靠性原则

可穿戴系统采集的信号是在动态环境下采集的，同时由于心电信号属于微弱信号，因此系统非常容易受到外界的干扰。因此，必须采取有效的手段保证系统能够长时间稳定可靠地工作。

#### (3) 操作简单原则

可穿戴心电监护系统是面向社区、医院、敬老院等区域人群，主要包括老人、小孩等，因此系统操作必须简单方便，清楚明晰，不能设置的过于复杂。

#### (4) 舒适性原则

因为该智能服装嵌入了心电监护系统，一般情况下是长期使用，因此必须确保穿着在人身上时必须轻便、舒适，不妨碍人们的正常生活。

根据上述基本原则设计好的可穿戴心电监护系统要求具有长时间工作、数据存储、信息反馈、GPS 定位等功能。

### 3.2 系统框架设计与分析

本文研究的可穿戴运动心电监护系统主要由嵌入了各类传感器的智能服装、采集与处理模块和无线传输模块组成。

信号采集和处理模块主要由放大器、滤波器、微处理器等硬件装置组成，是整个系统的核心部分，实现了对人体各种生理信号采集、处理和分析。无线传输模块主要用于发送和接收信号采集与处理模块的各种信息，使得远程监控系统能够实时地显示这些信息，以便医护人员时刻掌握被监控群体的生理状况，遇到突发情况可进行及时处理。

本文的心电信号处理流程如图 3-1 所示：

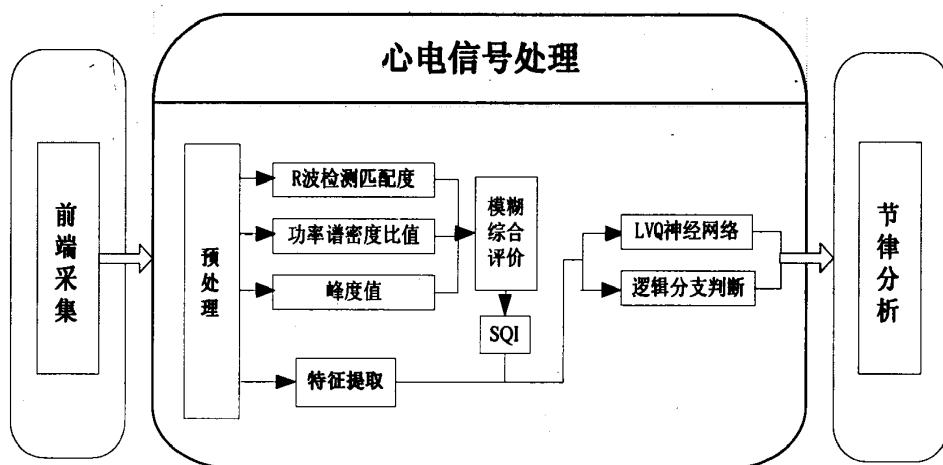


图 3-1 可穿戴系统总体设计框图

#### 3.2.1 智能服装

可穿戴技术是将各类用于检测人体生理信号的传感器嵌入整合到智能服装当中，使其成为一个整体。传感器主要用于对人体生理信号和其他外界信息的检测，实现了智能服装与人体的交互。一般的智能服装需要具备透气、柔软、可洗涤等特点，而这些特性与传统电子元器件的特性是完全不同的<sup>[61]</sup>。本系统主要采用对人体无损害的织物电极代替传统的氯化银电极。同时，如果需要其它功能，则可嵌入其它传感器来采集病人的其它信息如体温、脉搏、运动状态等。此外，传感器放置的位置以及接触程度都要充分考虑，这样才能确保获得高质量的信号。嵌入此类织物电极的智能服装如图 3-2 所示。本文采用埃德 ML870 PowerLab 8/30 数据采集系统和该智能服装来采集心电信号。埃德 ML870 PowerLab 8/30 数

据采集系统通过屏蔽线与集成在智能服装上的织物电极相连，采集人体的心电信号，采集时采用的是标准心电导联的胸导联，采样频率为 1000Hz，然后经过放大、滤波和整形等处理，最终在终端上进行实时处理与分析。

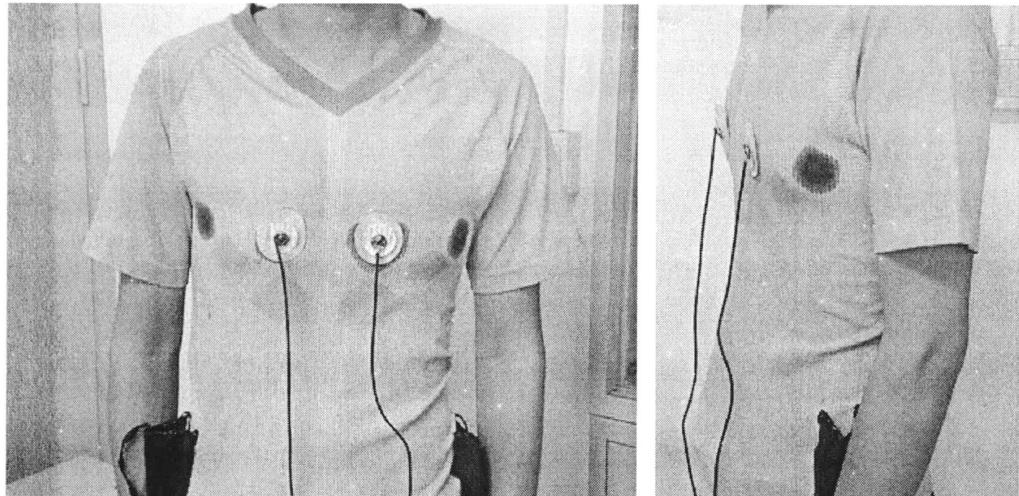


图 3-2 嵌入各类传感器的智能服装

### 3.2.2 采集与处理模块

使用者将采集与处理模块佩戴在腰间，并与嵌入智能服装的各类传感器相连，实现人体生理信号的采集、处理与分析。信号的采集与处理模块是整个系统的核心，包括了用于信号检测的放大、滤波电路，用于信号处理和分析的微处理器，无线模块，以及 GPS 模块，如下图所示。

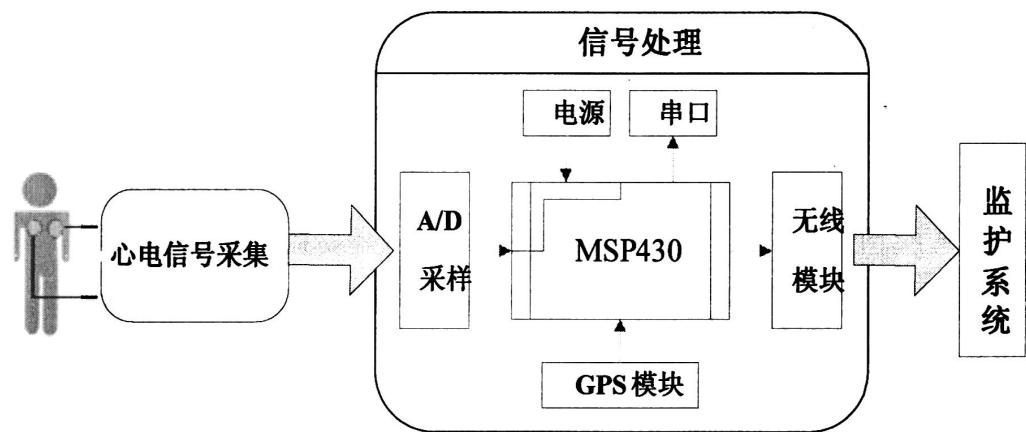


图 3-3 采集与处理模块框图

#### (1) 心电信号采集

人体的心电信号属于低频信号，极其微弱，峰值一般在 1mV 左右，甚至可

低至几十微伏，因此，在进行后述处理之前，必须将心电信号放大到系统要求的大小。因此，需要设计有效的心电信号检测电路来实现心电信号的采集，心电信号采集处理模块框图如图 3-4 所示。

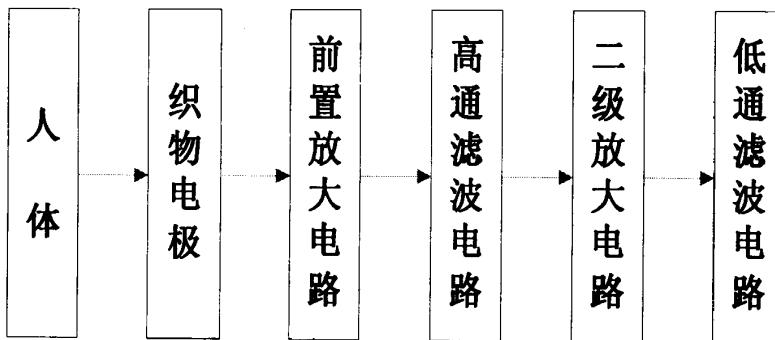


图 3-4 心电信号采集模块框图

前置放大电路主要用来对从传感器采集到的心电信号进行初步的放大，但为了防止心电信号中夹杂的各种噪声被一同放大，因此前置放大电路的增益不能设的过大，以免产生严重的信号干扰。由于心电信号还会受到工频、肌电等各种信号的干扰，可采用高通滤波器来滤除直流信号以及低频基线干扰。接着再通过二级放大电路对心电信号进一步放大来确保心电信号达到采样的要求。最后经低通滤波器再次消除干扰，得到有用心电信号，再经模数转换器转换后送至微处理器处理<sup>[62]</sup>进行信号的进一步的处理与分析。

### (3) MSP430 F149 微处理器

整个可穿戴监护系统的控制核心采用了 MSP430F149 微型控制器，用于实现各种人体生理信号的处理和分析，并将结果发送至无线传输模块。MSP430 系列单片机是由美国德州仪器(TI)1996 年开始推向市场的一种 16 位低功耗的混合信号处理器。MSP430 F149 采用了最新的低功耗技术，并将许多模拟电路、数字电路和微处理器集成在一个微型芯片上，因此特别适合开发低功耗系统。MSP430 系列单片机的特点有<sup>[63]</sup>：

- 1、低电压、超低功耗。工作电压 3.3V, 5V 两种节电模式：等待方式下电流为 0.7uA；保持的节电方式下电流只有 0.1uA。
- 2、具有 12 位的数模转换器(ADC12)，可以得到很高的精度，并且省去了使用专门的数模转换器给设计电路带来的麻烦。
- 3、拥有大容量的存储空间。多达 60KB 的 FLASH ROM 和 2KB 的 RAM 可

以满足程序设计的需要。

**4、片内有两个串行通讯接口，支持通用异步协议(UART 协议)和同步协议(SPI 协议)。**

**5、片内有一个硬件乘法器。该硬件乘法器是一个 16 位的外围模块，它的运算独立于 CPU，也不需要特殊的指令，提高运算速度的同时也提升了 CPU 的利用效率。**

综合以上特点可见，MSP430F149 资源丰富、功能强大、功耗低的特点非常适合作为前端信号采集协处理器，即可简化系统电路设计，又能提高系统性能。

下图为 MSP430 的系统连接图：

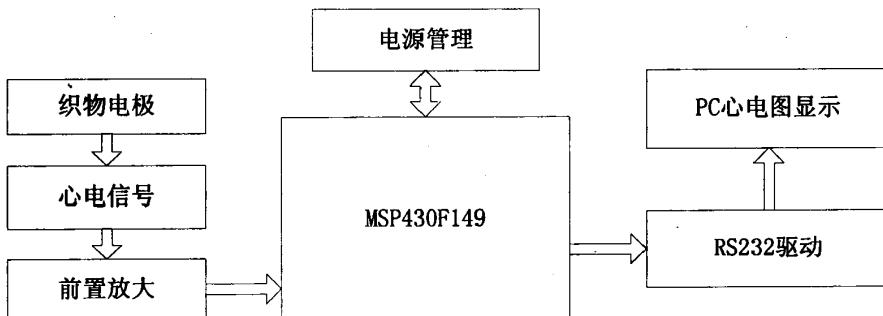


图 3-5 MSP430 的系统连接图

### 3.2.3 无线传输模块

由于采集与处理模块需要将各种生理信息实时的发送给远程监控系统，为此本文设计了以 CC2430 为核心的无线传输模块。CC2430 的设计结合了 8Kbyte 的 RAM 及强大的外围模块，并且有 3 种不同的版本，它们是根据不同的闪存空间 32, 64 和 128kByte 来优化复杂度与成本的组合。另外，CC2430 集成了符合 IEEE802.15.4 标准的 2.4GHz 的 RF 无线电收发机和一个高性能、低功耗的 8051 微控制器，具有优良的无线接收灵敏度和强大的抗干扰性，传输距离约为 200 米，若使用高增益的天线或在天线前端加上功率放大器，传输距离能够大大提高。因此这种以 CC2430 为核心的无线传输模块完全能够满足社区、敬老院这类场所的监控需求<sup>[64]</sup>。

### 3.3 心电信号的预处理

与常规心电信号采集的静态环境相比，可穿戴运动心电信号采集的环境更加复杂和恶劣，并且所处理的信号受到的干扰比静态情况下更加严重，因此要想确保能更好的处理运动状态下的实时的心电信号，必须先对该类信号进行分析。

#### 3.3.1 心电信号噪声分析

心电信号作为心脏电信号在人体体表的表现，一般比较微弱，幅度为 $10\mu V - 5mV$ ，频率范围为 $0.01\sim 100Hz$ 。整个心动周期信号带宽主要集中在 $0\sim 58\pm 19Hz$ 。 $P$ 波带宽为 $0\sim 8\pm 3Hz$ ， $QRS$ 波带宽为 $0\sim 55\pm 19Hz$ ， $T$ 波带宽为 $0\sim 11\pm 2Hz$ 。

采集到的心电信号会受到多种因素的干扰而影响信号质量。这些干扰主要分为两种，一种是来自生理上的干扰，包括：基线漂移和肌电干扰等；另外一种是来自技术上的干扰，包括： $50Hz$ 工频干扰、电极脱落等<sup>[65]</sup>。

1) 基线漂移。基线漂移通常是由呼吸引起的，频率约从 $0.15HZ$ 到 $0.3Hz$ ，幅值的变化可看为一个加在心电信号上的与呼吸同频率的正弦分量，幅度可以达到ECG信号幅度的15%。

2) 肌电干扰。肌电干扰来源来人体的肌肉颤抖，为微伏级的电信号，频率高，范围广，幅值大约为ECG的10%，表现为快速变化的不规则波形，持续时间约为 $50ms$ 。频率从直流到 $1000Hz$ 。

3) 电极接触噪声。电极接触噪声是瞬时干扰，来源于电极和肌肤的不良接触，即穿戴者与检测系统的连接不好。可能是瞬时的，如病人运动导致的电极松动，也可能是固定的，如放大器输入端连接不好或检测系统不断的开关。电极接触不良往往导致基线的跳跃并叠加以工频干扰，抽象为随机、快速变化的阶跃信号。

4) 工频干扰。工频干扰具有普遍存在性，来源于 $50Hz$ 交流电系统。主要由公共电网以及各种电设备产生的固定频率所引起。工频干扰的频率为 $50Hz$ 及其谐波，在 $60Hz$ 的交流电系统中则为 $60Hz$ 。在给定的检测环境下，频率固定不变。

5) 运动伪迹。运动伪迹是电极与人体接触电阻由于人体的轻微运动而引起的一种干扰，具有突变性，这种干扰同样导致信号基线的变化但不是基线的跃变。

运动伪迹干扰的频率一般在7Hz以下，其持续时间为100-500ms。

心电信号采集过程中还有许多其他的随机噪声和环境干扰影响，如极化噪声、加性白噪声、仪器内部噪声等等。在心电信号的这些干扰中，工频干扰、肌电干扰以及基线漂移是最重要的干扰源，心电信号预处理就是为了最大程度地去除和抑制这些噪声，为后面的波形检测、特征提取和心搏分类提供一个信噪比高的信号。

下面本文针对几种常见的干扰，作了简单的分析，数据取自美国麻省理工学院标准心电干扰数据集(NSTDB database, WWW. physionet. org)。下图分别为(a)电极活动干扰(Electrode Motion Artifact, EM), (b)基线漂移干扰(Baseline Wander, BW)和(c)肌电干扰(Muscle Artifact, MA)三类。

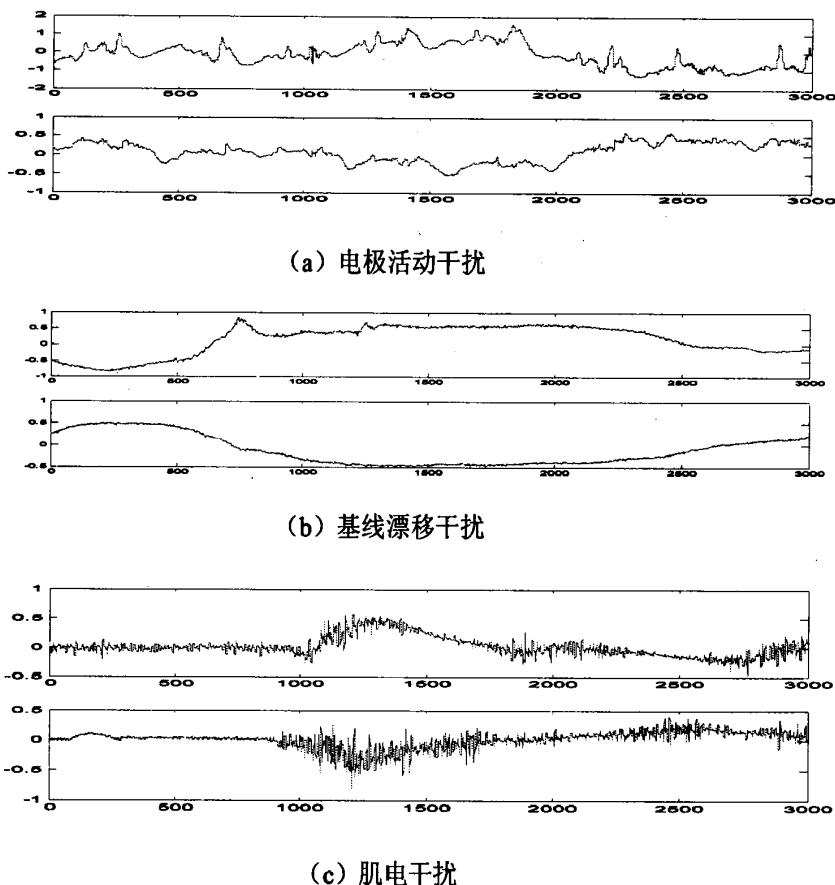
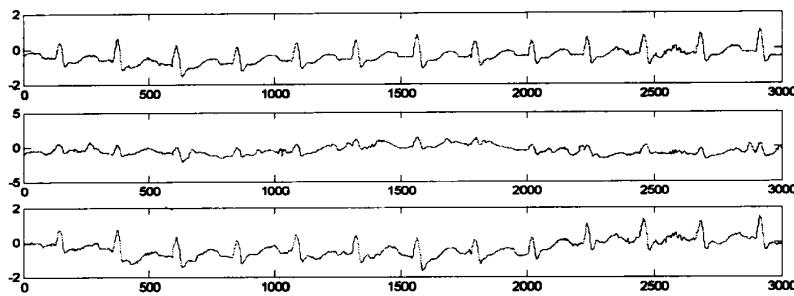
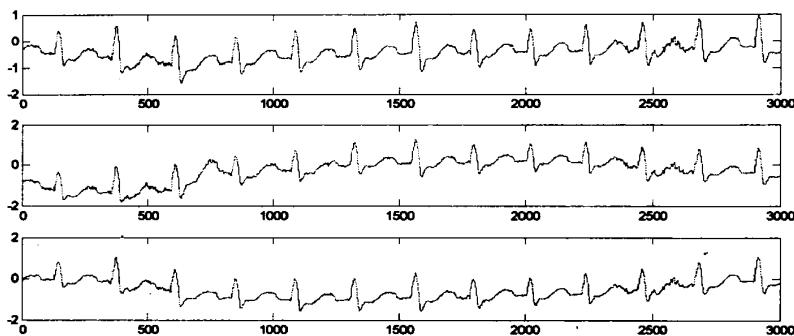


图3-6 常见的三种干扰

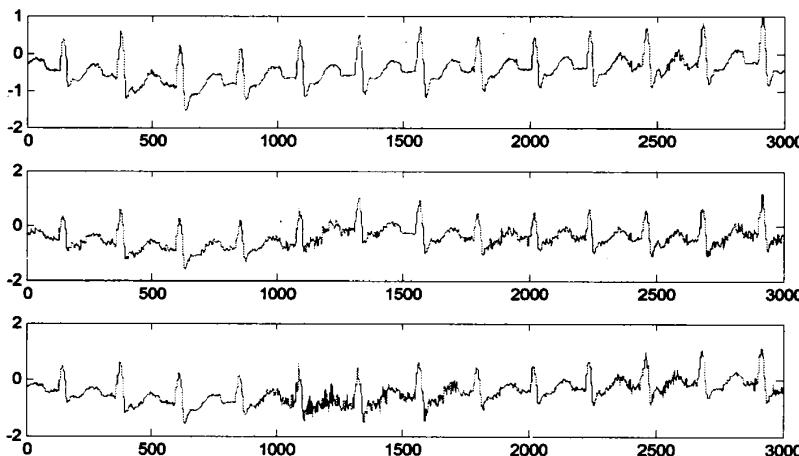
下图为分别添加上述三种噪声后的心电信号：



(a) 添加电极活动干扰



(b) 添加基线漂移干扰



(c) 添加肌电干扰

图3-7 分别添加三种干扰后的心电图

同样，我们可以对心电信号添加不同信噪比的干扰进行分析，以基线漂移为例，分别添加不同大小的干扰，如下图：

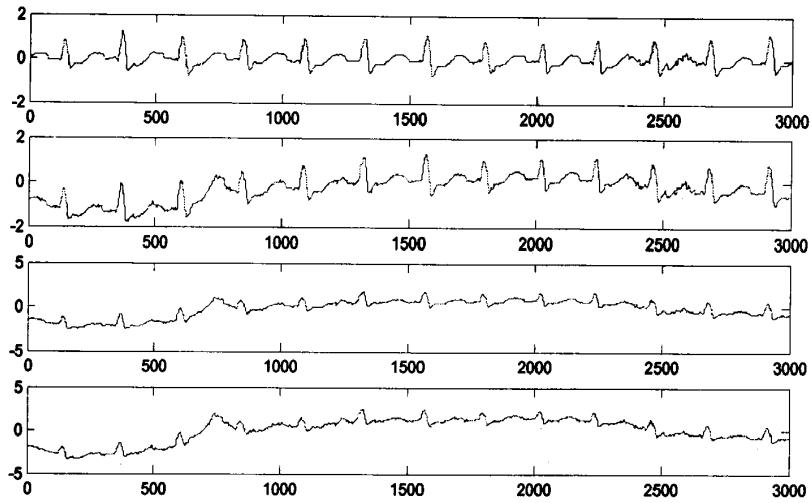


图3-8 添加不同信噪比的基线漂移干扰

### 3.3.2 基于小波变换的ECG消噪处理

小波分析是最近发展十分迅速的一种数字信号处理手段，是一种刚刚发展、具有强大生命力的新学科技术。近些年来，小波变换在信号处理领域、数学领域发展得很快，它具有多分辨率的特点，它在时频两域都具有表征信号局部特征的能力，是一种时间窗和频率窗都可以改变的时频局部化分析方法。

#### 小波变换的定义

##### (1) 连续小波变换

对于连续信号  $f(t)$ ,  $\forall f(t) \in L^2(R)$  (能量有限空间),  $f(t)$  的连续小波变换定义为:

$$WT_f(\partial, \tau) < f(t), \varphi_{\partial, \tau}(t) > = \frac{1}{\sqrt{\partial}} \int_R f(t) \overline{\varphi\left(\frac{t-\tau}{\partial}\right)} dt \quad \partial \neq 0 \quad (3-1)$$

其中:  $\varphi_{\partial, \tau}(t)$  为基本小波或称为母小波函数,  $\partial$  为尺度因子,  $\tau$  为延迟因子。

##### (2) 离散小波变换

在实际应用中, 特别是用计算机处理小波变换时, 通常需要将连续小波离散化, 并且是对  $\partial$  和  $\tau$  进行离散化, 这与习惯上的时间  $t$  离散化是不相同的, 通常采用二进离散的方法。为了不丢失信息, 要求采样间隔  $\tau$  满足奈奎斯特采样定理。

因此得到  $f(t)$  的离散小波变换(DWT):

$$\text{其中: } \varphi_{m,n}(t) = 2^{-m/2} \varphi(2^{-m}t - n), (m, n, t \in \mathbb{Z}) \quad (3-2)$$

式3-4的逆变换为:

$$f(t) = \sum_{m=-\infty}^{\infty} \sum_{n=-\infty}^{\infty} \langle f, \varphi_{m,n} \rangle \varphi^{m,n}(t) = \sum_{m=-\infty}^{\infty} \sum_{n=-\infty}^{\infty} \langle f, \varphi_{m,n} \rangle \bar{\varphi}_{m,n}(t) \quad (3-3)$$

通常称为  $\varphi_{m,n}(t)$  为分析小波,  $\bar{\varphi}_{m,n}(t)$  为合成小波。由于它们互为对偶, 故上式可以写成:

$$f(t) = \sum_{m=-\infty}^{\infty} \sum_{n=-\infty}^{\infty} \langle f, \varphi_{m,n} \rangle \bar{\varphi}^{m,n}(t) = \frac{1}{A} \sum_{m=-\infty}^{\infty} \sum_{n=-\infty}^{\infty} WT_f(m, n) \varphi_{m,n}(t) \quad (3-4)$$

A为小波函数的框架。

在式3-1中, 尺度因子  $\hat{d}$  值大小的变化相当于小波变换在尺度上频率分析的范围。从频域上看, 用不同的尺度作小波变换相当于用一组带通滤波器对信号进行处理。小波变换实质是上一种多分辨率的时域频域联合分析方法。

小波变换用于心电信号除噪的基本思想是: 先对心电信号进行小波变换, 对变换之后的某些尺度上的小波系数进行阈值处理, 然后通过对处理后的小波系数进行重构, 得到去噪后的心电信号。

由于在利用织物电极采集的心电信号中包含有各种噪声, 包括工频干扰、运动伪迹、电极接触噪声、肌电干扰和基线漂移等, 因为这些干扰将会影响到后述的分析和处理, 所以首先需要对这些信号进行除噪。在运动心电信号中, 基线漂移的频率在0.5Hz以下, 频率很低, 工频干扰和肌电干扰的频率都属于高频干扰。根据这些噪声的不同特性, 本文按以下步骤对ECG信号进行了处理:

(1)选用db6小波对ECG信号进行9尺度的小波变换。

(2)将小波变换1和2尺度上的系数用硬阈值法进行处理, 阈值为0, 实际相当于把这两个尺度上的小波系数全部置0。

(3)将9尺度上的小波系数用硬阈值法进行处理, 阈值为0.2。

(4)将处理后的小波系数进行重构, 得到滤波之后的ECG信号。

滤波的结果如下图所示, 其中上图为原始 ECG 信号的波形, 下图为重构的 ECG 波形, 可以看出重构后的心电信号比原始心电信号有很大的改善, 去噪效果良好。

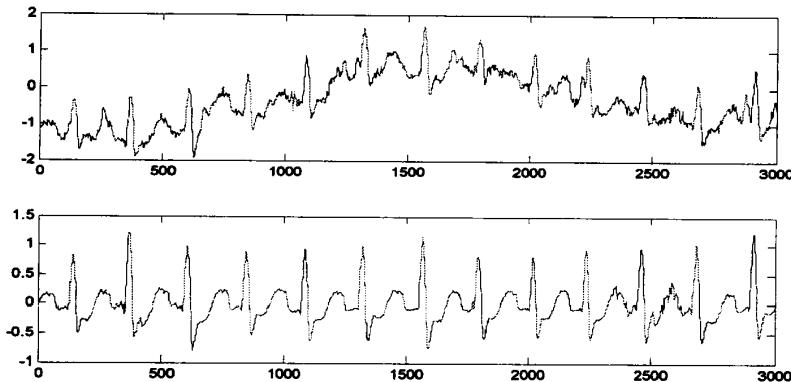


图3-9 小波去噪前后的心电信号对比图

### 3.4 心电信号波形检测

心电信号波形检测的目的是：分析和提取心电信号的波形参数和形态特征，将心电信号适当变换为容易分析和辨识的形式，为波形自动分类和心脏疾病的自动诊断提供有价值的信息。目前常用的 QRS 波群的检测方法主要集中在以下几个方面：滤波器法、模板匹配法、小波分析法、滤波器组法、神经网络法、幅度法、低斜率法和面积法等。作为便携式心电监护，它必须同时具有精确性和快速性两个特点，因此本章节采用阈值法检测 QRS 波形。

#### 3.4.1 QRS 波的识别

首先确定 R 波的位置，然后向前、向后搜索 Q、S 点，进一步确定 P、T 点，算出 ST 电平。之后搜索下一个 R 点以及与之对应的 Q 点、S 点，算出 RR 间期，判断是否心律失常，并做进一步的分析。将此过程反复进行，直到找到数据的终点。R 波的正确定位是能否正确识别其他波形和提取特征参数的关键。在早期，阈值检测法最为常见，但由于可穿戴心电信号受运动因素影响较大，常伴有各种噪声，导致信号有很大的干扰，因而单纯采用简单的固定阈值法是行不通的。同时考虑到实时性的因素，本文主要先对心电信号进行滤波，然后综合运用差分阈值法和幅值阈值法检测 QRS 波群。

##### 1)求幅度阈值

将每次处理的数据根据采样频率分组，保证每一组里面至少会有一个 R 波出现，每次处理 10 个组的数据，对每组计算出最大值，然后对这 10 个最大值加

以平均，作为幅度最大值  $\max[Y(n)]$ ，可变幅度阈值取值为：

$$A = \beta * \text{Mean}[\sum_N \text{Max}(Y(n))] \quad (3-5)$$

其中  $\beta$  取值为 0.4。

## 2) 求斜率阈值

首先，计算心电信号的一阶差分，使用 Menard 提出的一阶差分计算公式：

$$Z(n)=2Y(n+2)-2Y(n-2)+Y(n+1)-Y(n-1) \quad (3-6)$$

计算出 10 个最大差分值加以平均，作为差分最大值  $\max[Z(n)]$ ，计算出 10 个最小差分值加以平均，作为差分最小值  $\min[Z(n)]$ 。则此时斜率阈值的取值为：

$$S1=0.8\max[Z(n)] \quad S2=0.7\min[Z(n)] \quad (3-7)$$

如果动态扫描得到的差分值  $Z(n)$  连续 3 次以上超过斜率阈值  $S1$ ，且在紧接着的 100ms 内，连续两个点超过负的斜率阈值  $S2$ 。在上升斜率超过斜率阈值  $S1$  开始的时刻到下降斜率超过斜率阈值  $S2$  的时刻，这段时间内的所有数据点都必须满足超过幅度阈值的条件。即：

$$Z(i), Z(i+1), Z(i+2) > S1; \quad Z(j), Z(j+1) < S2; \quad Y(i), Y(i+1) > A \quad (3-8)$$

其中，第一个超过负斜率阈值的数据点与第一个超过正斜率阈值数据点的时间间隔小于 10ms。由于一般人的心率小于 300 次/min，所以 R-R 间期应大于 200ms（不应期），为了减少高 T 波带来的误判，在检测到 QRS 波后，跳过不应期进行下一次检测。为了减少低幅 QRS 波造成的假阴性检测，运用 RR 间期阈值(平均 RR 间期的 1.66 倍)对检测到的两个 QRS 波 RR 间期判别，若当前 RR 间期超过该阈值，则认为中间可能漏检了一个 QRS 波，则在此间期中间搜索有无极值点大于阈值的  $3/5$ ，如果有则新增一个 R 波峰值点，避免漏检。

在第三次大于阈值  $S1$  的点和第一次斜率小于阈值  $S2$  的点之间搜索最大值记为 R 点，根据之前介绍的误检和漏检规则进行检测。

下面对 MIT-BIH 的 101 数据进行测试，测试结果发现，准确率高达 99% 以上。下图为它的一个截图。

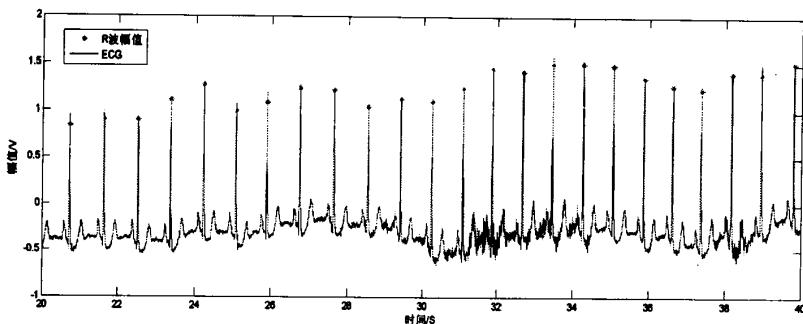


图 3-10 MIT-BIH 101 数据 R 波检测

下面为 MIT-BIH 部分数据文件的一个检测结果，可以发现，检测结果正确率绝大部分都能保证在 99%以上。

表 3-1 MIT-BIH 下 QRS 波检测结果分析

数据库文件	心拍总数	检测的心拍	误检、漏检	正确率
100	2273	2273	0/0	100%
101	1865	1868	3/0	99.9%
102	2187	2183	4/0	99.9%
103	2084	2084	0/0	100%
105	2572	2598	29/3	98.6%
106	2027	2015	4/16	99.4%
109	2532	2531	0/1	99.9%
111	2124	2122	0/2	99.9%
119	1987	1987	0/0	100%
201	1963	1975	0/8	99.8%
202	2136	2131	0/5	99.7%
208	2956	2942	0/14	99.4%
209	3004	3007	3/0	99.9%
210	2647	2645	0/2	99.9%
212	2748	2748	0/0	100%

接着我们对该段数据添加不同的噪声进行检测，测试结果发现，该检测方法仍能满足要求。下面为同一段信号添加不同的噪声后的检测结果图。

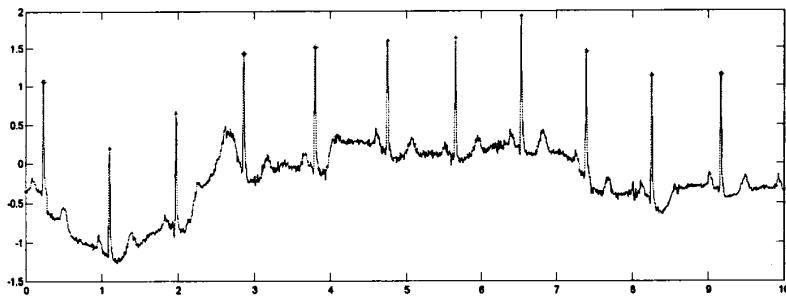


图 3-11 添加基线漂移干扰后的 QRS 波检测

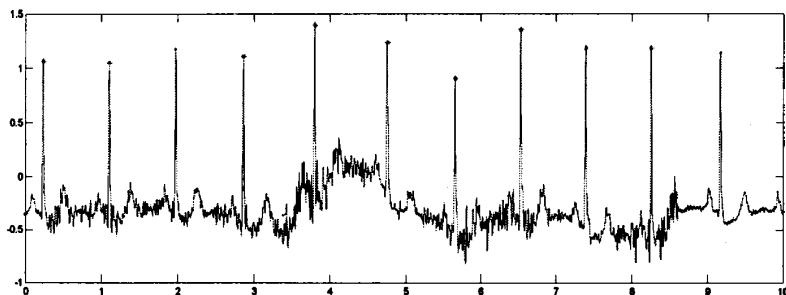


图 3-12 添加工频干扰后的 QRS 波检测

进行测试后，我们利用该算法对使用者穿上智能服装后在不同方式下的心电数据进行了检测，从表可以看出，在静止和慢走的情况下，检测率非常高，在上下蹲和跑步的情况下，存在误检和漏检，但准确率能保证在 99%以上。因为人体运动时，基线漂移和肌电干扰增大，从而产生误检和漏检。在本文后面，已结合心电信号质量指数来对运动心电信号进行了评估。

表 3-2 不同运动状态下 QRS 波检测结果分析

运动方式	心博总数	漏检数	误检数	错误数	准确率
静止	159	0	0	0	100%
上下蹲	185	1	2	1	97.8%
慢跑	177	2	3	2	96.0%
跑步	163	4	6	3	92.0%
合计	684	7	11	6	96.5%

### 3.4.2 其它特征值的检测

根据心电图的形态特征，进行 QRS 波起止点的识别。基本思路：R 波向前

搜索有一上升沿和下降沿，下降沿前的一系列点理论上是基线，基线的差分接近零，找到基线与下降沿转折的点即 QRS 波起点；同理，R 波向后搜索，找到上升沿与基线的转折点即 QRS 波终点。寻找转折点时由于干扰的存在，附加条件 QRS 波起至点幅值差不超过  $0.05\text{mV}$ 。

P 波、T 波由于幅值较小，且边界经常模糊不清，其研究远远没有 QRS 波的研究成熟。因为 P 波、QRS 波、T 波交替出现，确定了 QRS 波后，前一 QRS 复波止点与后一 QRS 复波的起点之间电压最大点即是 T 波或 P 波的波峰。找出最大点，比较此点与前后两个 R 波的距离，距离前一 R 波近，则为 P 波，距离后一 R 波近，则为 T 波。确定一个波峰后，因为其边界点经常模糊不清，按检 QRS 波起至点原理检此波起至点比较困难，采用与基线交点比较，与基线齐的就是起至点。在剩下的点再次寻找最大点，即为另一波峰。

下图为某一样本对 P 波、QRS 波、T 波的起始点以及幅值点提取截图。  
(其中\*表示 R 波、+表示 P、T 波起始点以及最高点、。表示 QRS 起始点)

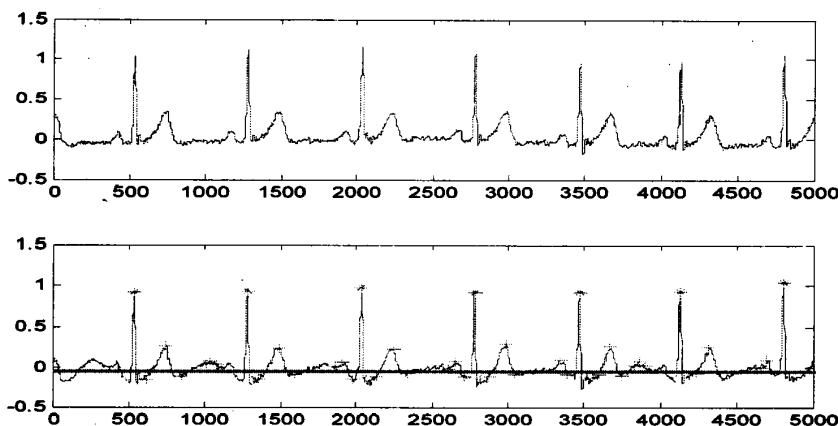


图 3-13 心电信号各特征点检测图

从而可以很容易得到心电的参数值：RR 间期、QRS 波间期、PR 间期、QT 间期、ST 段、R 波幅度、P 波幅度、T 波幅度、QRS 面积等。取一段数据进行检测后得到的各特征值如下：

表3-3 心电波形检测后各特征值

RR 间期	PR 间期	P 波长	QRS 波长	心率	QT 间期
0.8115	0.1509	0.07014	0.075	73.94	0.3424
0.8565	0.133	0.07578	0.075	70.05	0.3456
0.843	0.1401	0.07801	0.075	71.17	0.3411
0.8443	0.1451	0.06452	0.076	71.07	0.3478
0.8245	0.1579	0.09324	0.074	72.77	0.3397
0.7837	0.1583	0.07523	0.075	76.56	0.3406
0.804	0.1579	0.0755	0.075	74.63	0.3442
0.7803	0.1588	0.08013	0.076	76.9	0.3396
0.7405	0.1577	0.07117	0.073	81.03	0.3414
0.8018	0.1534	0.0722	0.075	74.84	0.3382
P 幅度	Q 幅度	R 幅度	S 幅度	ST 高度	T 幅度
-0.0562	0.009551	0.917	-0.61	0.1082	0.3953
-0.04577	0.01872	0.9351	-0.5932	0.1121	0.4024
-0.05566	0.009133	0.9284	-0.6054	0.09059	0.3734
-0.04904	0.01831	0.8491	-0.5765	0.1086	0.3734
-0.0561	0.008461	0.899	-0.6065	0.09602	0.3934
-0.06278	0.007664	0.9281	-0.6179	0.1014	0.3821
-0.06331	0.0201	0.8652	-0.6239	0.08961	0.3674
-0.06139	0.003348	0.9171	-0.6639	0.1144	0.4197
-0.08076	0.01375	0.9207	-0.6282	0.08817	0.3991
-0.05478	0.0153	0.9297	-0.6266	0.1121	0.3889

### 3.5 小结

本章主要介绍可穿戴运动心电监护系统的设计原则和系统需求，并在此基础上对系统的整体框架进行设计。最后针对可穿戴心电信号的特点，采用小波变换进行去噪，接着使用差分阈值法和幅值法检测 QRS 波群，根据检测出来的 R 波，进而对其他心电信号特征值进行了检测，这些检测为后文的节律异常分析提供了基础。

## 第四章 基于模糊综合评价的可穿戴心电信号质量评估

### 4.1 引言

由于系统实时性的特点，心电信号很容易受到各种干扰，运动心电信号的质量要比静止静态心电信号差很多，因此对心电信号的分析与检测带来了更大的困难。质量评估技术并不是直接对信号进行去噪或者特征提取等处理，而是建立一个信号质量好坏的评价标准，评价指标有多种，但单一的评价指标无法全面准确的反映信号的质量，并且许多评价指标由于受噪声干扰、算法的影响，具有不精确性，另外用区间范围划分信号质量，本身就带有模糊性。因此本章提出了基于模糊综合评价的质量评估方法，将心电信号分为不同质量等级的信号，为进一步的处理奠定基础。

### 4.2 模糊综合评价法

模糊综合评价是以模糊数学为基础，应用模糊关系合成的原理，将一些边界不清，不易定量的因素定量化，进行综合评价的一种方法<sup>[66]</sup>。在综合评价中，涉及到大量的复杂因素的相互作用，评价中存在大量的模糊现象和模糊概念。因此，在综合评价时，常用到模糊综合评价的方法进行定量化处理，评价出潜在的风险，取得了良好的效果。模糊综合评判的理论体系建立在模糊集合论的基础上，同时其自身有着严格的理论体系，可以满足对风险的多因素、多级的评价要求。

模糊综合评价具体步骤如下：

首先，将评价因素组成因素集  $U=\{U_1, U_2, \dots, U_m\}$ ， $U$  为刻画被评价对象的  $m$  个指标集， $V=\{v_1, v_2, \dots, v_n\}$  为对评价对象可能作出的评价结果的集，可根据实际情况进行分级。

一般说来，各个因素反映评价对象的重要程度是不一样的，其重要性以各影响因素赋予相应的权重系数来表征，定义权向量为： $A=\{a_1, a_2, \dots, a_m\}$  ( $0 \leq a_i \leq 1$ )，权向量  $A$  中的元素  $a_i$  是因素  $U_i$  对被评对象重要的因素的隶属度，且

$$\sum_{i=1}^m a_i = 1, a_i \geq 0, i = 1, 2, \dots, m.$$

然后，逐个对被评对象从每个因素  $U_i (i=1, 2, \dots, m)$  上进行量化，即确定从单因素来看被评对象对评语模糊子集的隶属度，进而得到模糊关系矩阵。

$$R = \begin{bmatrix} r_{11} & r_{12} & \dots & r_{1n} \\ r_{21} & r_{22} & \dots & r_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ r_{m1} & r_{m2} & \dots & r_{mn} \end{bmatrix} \quad (4-1)$$

矩阵  $R$  中第  $i$  行第  $j$  列元素  $r_{ij}$ ，表示某个被评对象从因素  $U_i$  来看对  $V_j$  评语模糊子集的隶属度。

最后，通过该矩阵  $R$  可以得出一个  $U$  到  $V$  的模糊线性关系  $T$ ，它对因素集  $U$  上的关于权重分配的模糊向量： $A = (a_1, a_2, \dots, a_n)$  有

$$T(A) = A^* R = (a_1, a_2, \dots, a_n)^* \begin{bmatrix} r_{11} & r_{12} & \dots & r_{1n} \\ r_{21} & r_{22} & \dots & r_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ r_{m1} & r_{m2} & \dots & r_{mn} \end{bmatrix} = B \quad (4-2)$$

$$\text{其中, } B = (b_1, b_2, \dots, b_n), \quad b_j = \sum_{i=1}^m a_i \cdot r_{ij}$$

## 4.3 基于模糊综合评价的可穿戴心电信号质量评估模型

本文借助模糊综合评价理论构建可穿戴心电信号质量分析模型，以有效评估心电信号的质量指数。

### 4.3.1 确定模糊评价因素

设心电信号质量评价论域为  $U = \{U_1, U_2, U_3\}$ ，其中  $U_1$  为 R 波检测匹配度， $U_2$  为功率谱密度比值， $U_3$  为峰度值。各个因素能反映评价对象的重要程度是不一样的，一般根据经验值以及多次实验进行权重分配，权重值的选择在本文最后进行了对比讨论。下面对该三个指标进行重点介绍。

### 4.3.1.1 R 波检测匹配度

通过比较不同的 R 波检测算法对同一心电信号的分析结果来估计信号的质量高低。本文主要采取幅度法和斜率法对同一心电信号的检测结果进行比较。

#### (1) 幅度法

幅度法算法简单，运行速度快，在干扰较小时有很高的准确率，但是这种算法比较容易受到心电信号中的大 T 波干扰，易导致误检。幅度法的流程图如下：

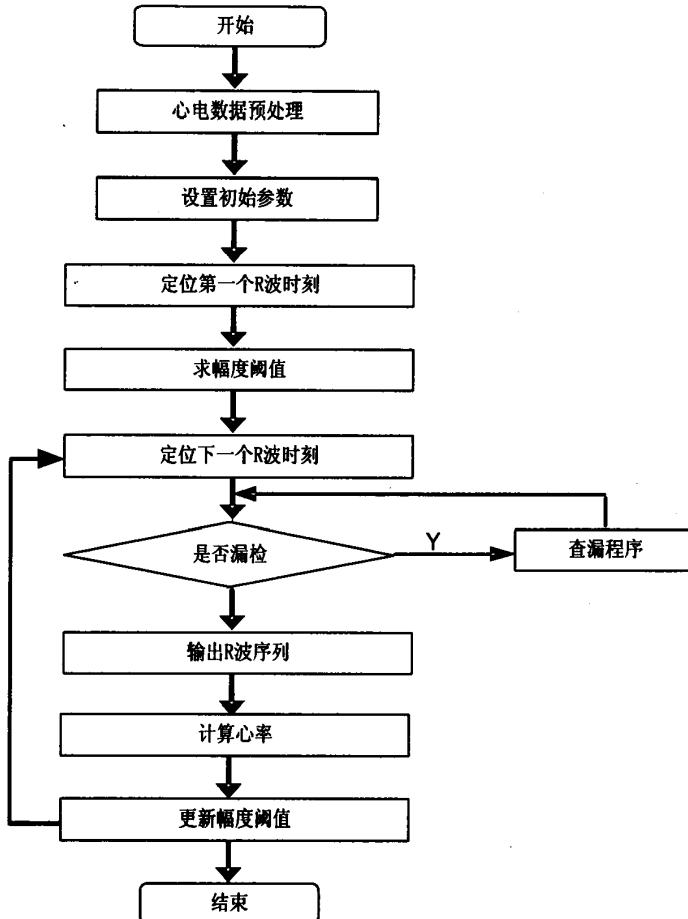


图 4-1 幅度法流程图

#### (2) 斜率法

斜率法的准确率高，抗干扰能力比幅度法强，但该算法比较复杂，容易受高频肌电干扰的影响。斜率法流程图如下：

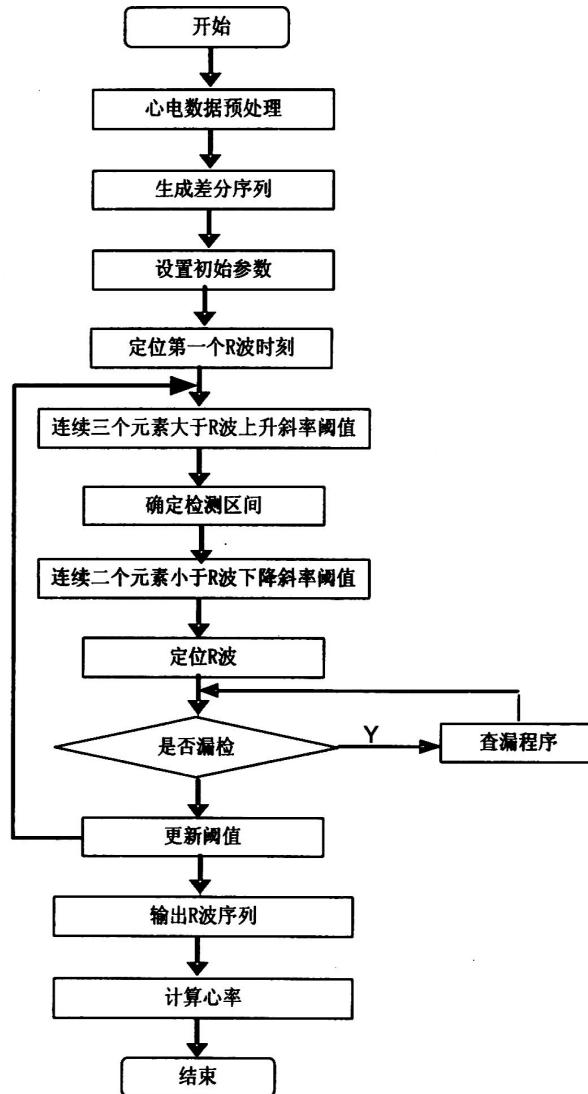


图 4-2 幅度法流程图

根据以上两种方法，我们分别对同一段心电信号进行 R 波检测。图 4-3 分别是两种状态下的检测结果。SQI 分别为 1 和 0.74。

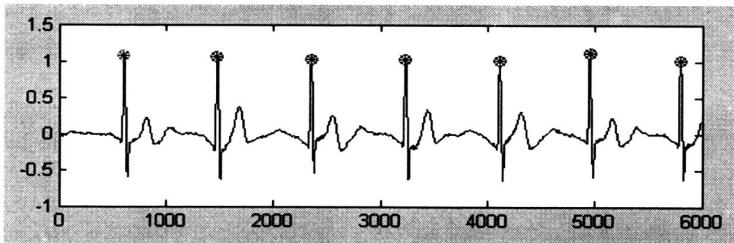


图 4-3 静止状态下两种 R 波检测算法的检测结果 (SQI=1)

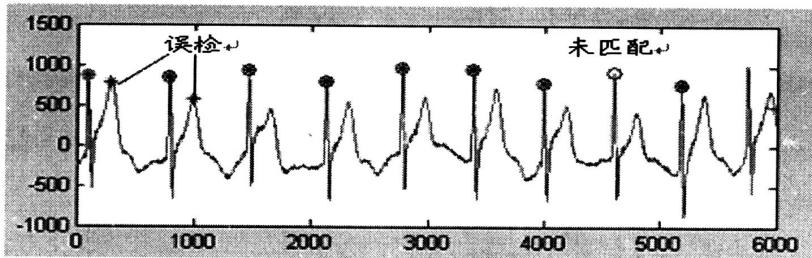


图 4-4 运动状态下两种 R 波检测算法的检测结果 (SQI=0.74)

其中O代表幅度法，\*代表斜率法

由上面两图可以看出静止状态时，心电信号质量很高，能达到完全匹配，而运动状态，由于信号干扰大，致使有二处误检以及一处示匹配，图中已标注。

虽然用匹配度基本能真实反映心电信号质量，但由于两种检测方法本身存在一定的缺点，有可能导致误检，因此不能只凭 R 波检测匹配度评估心电信号质量。

综上所述，本文定义 R 波匹配度  $R$  为<sup>[67]</sup>:

$$M(w) = \frac{2N(w)}{N_A(w) + N_S(w)} \quad (4-3)$$

其中， $w$  表示以某一秒的起始时刻为中心，左右各取 5 秒，总长度为 10 秒的窗口，窗口每秒移动一次。 $N(w)$  表示窗口 10S 内两种 R 波检测算法检测出的 R 波匹配的数目； $N_A(w)$ 、 $N_S(w)$  分别表示窗口 10 秒内幅度算法和斜率算法检测出的 R 波的个数。窗口大小的比较在后面讨论分析中介绍。

#### 4.3.2.2 功率谱密度比值

Friesen 等人研究了心电信号中主要成分的频率范围，如下表所示<sup>[68]</sup>:

表4-1 心电信号QRS波及主要噪声频带 HZ

QRS 波	工频干扰	基线漂移	肌电干扰
3-40	50 或 60	0.15-0.3	1-1000

下图是心电信号各成分的功率谱分析。QRS 波群的频率范围约为 5~40Hz，主要能量集中在 10Hz 左右，而在 3~30Hz 之间还存在着运动伪迹和肌电干扰。由于在运动心电信号的采集过程中，人体经常处于运动状态，因此采集的心电信号与静止状态下的信号会有所不同。从图中可以看出在 QRS 波群集中的频段，

由于人体受运动影响，使得肌电干扰增大，结果运动状态下的心电信号功率要大于静止状态下的信号功率。

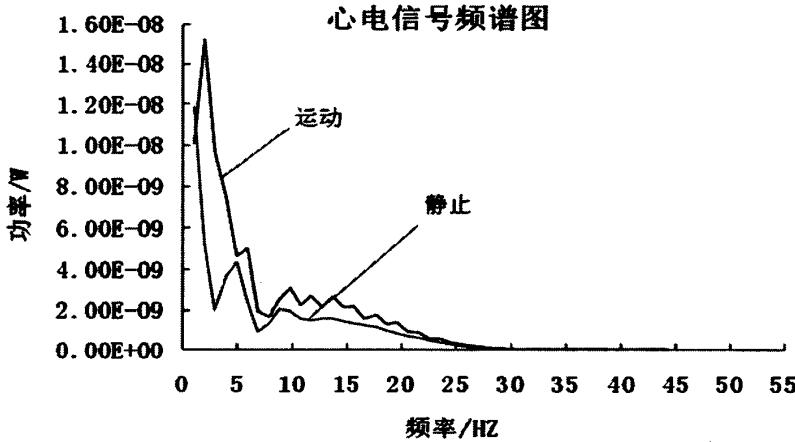


图 4-5 心电信号频谱图

因此，本文通过计算 5~15Hz 频段的功率谱密度占 3~30Hz 频段的功率谱密度的比值来对运动心电的质量进行初步估计：

$$S(w) = \frac{\int_5^{15} P(w) df}{\int_3^{30} P(w) df} \quad (4-4)$$

其中， $S(w)$  为心电信号的功率谱密度函数。

#### 4.3.3.3 峰度值

根据中心极限相关定理，随机不相关的过程呈高斯分布，而相关信号呈非高斯分布，一个简单的信号高斯性量度是信号的四阶矩，或称峰度，连续信号  $x$  的峰度定义如下：

$$K = \nu_4 = \frac{E\{(x - \mu_x)^4\}}{\sigma^4} \quad (4-5)$$

其中  $\mu_x$  和  $\sigma$  分别为信号的均值和标准差。

对离散信号  $x_i$  的峰度是信号高斯性的量度，定义如下：

$$K = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M \left[ \frac{x_i - \mu_x}{\sigma} \right]^4 \quad (4-6)$$

其中  $\mu_x$  和  $\sigma$  分别为离散信号  $x_i$  均值和标准差的经验估计, M 为该段信号的采样点数。

一般来说, 高斯分布的 K 值为 3, 肌噪干扰的 K 值为 5 左右, 正常窦性心律的 K 值大于 5<sup>[69]</sup>, 基线漂移和 50Hz 工频干扰的 K 值均小于 5<sup>[70]</sup>。

K 值低一般表示低频干扰, 高斯干扰和高频正弦干扰等。

### 4.3.2 确定评价性能等级

心电信号质量性能等级为 V={优,一般,差}, 这些性能等级均为模糊性能等级。其对应的模糊值为 {0.9, 0.5, 0.1}。

### 4.3.3 评价对象技术指标

根据对评价指标的分析, 得到评价对象与性能等级的对应关系, 如表 2 所示。

表4-2 评价对象技术指标

评价指标	优	一般	差
匹配度	M>=0.8	0.6<=M<0.8	M<0.6
功率谱密度比值	S>=0.5	0.4<=S<0.5	S<0.4
峰度值	K>5	4.3<=K<=5	K<4.3

### 4.3.4 评价指标模糊化处理

由上述分析, 可知心电信号性能等级与其所对应的各评价对象值是成递增关系, 为了计算方便, 本文采用 Kth 抛物线形函数作为各质量级别模糊集的隶属度函数, 并且 K 设为 1.2。同时考虑到当 M>=0.9 和 M<=0.1 时, 处理意义不大, 所以本文在这两区间内不对它进行模糊综合评价, 直接作为最终结果。R 波检测匹配度的质量等级(优、一般、差)模糊集可表示为:

$$F_1(M) = \begin{cases} 1, & 0.85 < M < 0.9, \\ \left(\frac{M - 0.75}{0.1}\right)^{1.2}, & 0.75 \leq M \leq 0.85, \\ 0, & M < 0.75 \end{cases} \quad (4-7)$$

$$F_2(M) = \begin{cases} 0, M < 0.5, \\ \left(\frac{0.85-M}{0.1}\right)^{1.2}, 0.75 \leq M \leq 0.85, \\ 1, 0.6 \leq M \leq 0.75, \\ \left(\frac{M-0.5}{0.1}\right)^{1.2}, 0.5 \leq M \leq 0.6 \\ 0, M \geq 0.85 \end{cases} \quad (4-8)$$

$$F_3(M) = \begin{cases} 1, 0.1 < M < 0.5, \\ \left(\frac{0.6-M}{0.1}\right)^{1.2}, 0.5 \leq M \leq 0.6, \\ 0, M > 0.6 \end{cases} \quad (4-9)$$

功率谱密度值的质量等级（优、一般、差）模糊集可表示为：

$$F_1(S) = \begin{cases} 1, 0.55 < S, \\ \left(\frac{S-0.48}{0.07}\right)^{1.2}, 0.48 \leq S \leq 0.55, \\ 0, S < 0.48 \end{cases} \quad (4-10)$$

$$F_2(S) = \begin{cases} 0, S < 0.38, \\ \left(\frac{0.55-S}{0.07}\right)^{1.2}, 0.48 \leq S \leq 0.55, \\ 1, 0.42 \leq S \leq 0.48, \\ \left(\frac{S-0.38}{0.04}\right)^{1.2}, 0.38 \leq S \leq 0.42 \\ 0, S \geq 0.55 \end{cases} \quad (4-11)$$

$$F_3(S) = \begin{cases} 1, S < 0.38, \\ \left(\frac{0.42-S}{0.04}\right)^{1.2}, 0.38 \leq S \leq 0.42, \\ 0, S > 0.42 \end{cases} \quad (4-12)$$

峰度值的质量等级（优、一般、差）模糊集可表示为：

$$F_1(K) = \begin{cases} 1, 6 < K, \\ \left(\frac{K-4.8}{1.2}\right)^{1.2}, 4.8 \leq K \leq 6, \\ 0, K < 4.8 \end{cases} \quad (4-13)$$

$$F_2(K) = \begin{cases} 0, & K < 4, \\ \left(\frac{0.85-K}{1.2}\right)^{1.2}, & 4.8 \leq K \leq 6, \\ 1, & 4.5 \leq K \leq 4.8, \\ \left(\frac{K-0.5}{0.5}\right)^{1.2}, & 4 \leq K \leq 4.5 \\ 0, & K \geq 4 \end{cases} \quad (4-14)$$

$$F_3(K) = \begin{cases} 1, & K < 4, \\ \left(\frac{4.5-K}{0.5}\right)^{1.2}, & 4 \leq K \leq 4.5, \\ 0, & K > 4.5 \end{cases} \quad (4-15)$$

#### 4.4 模糊综合评价结果

根据上述方法，我们从某次测量中随机截取一段 10S 心电信号，通过计算得到该段心电信号的 R 波匹配度为 0.7647，功率谱比值为 0.5003，峰度值为 5.1731。

利用前面的模糊化指标，代入计算，归一化，可以建立模糊映射为：0.7647->(0.1081 0.8919 0) 0.5003->(0.2546 0.7454 0) 5.1731->(0.2779 0.7221 0)。

由上述模糊映射，可以建立模糊关系矩阵为

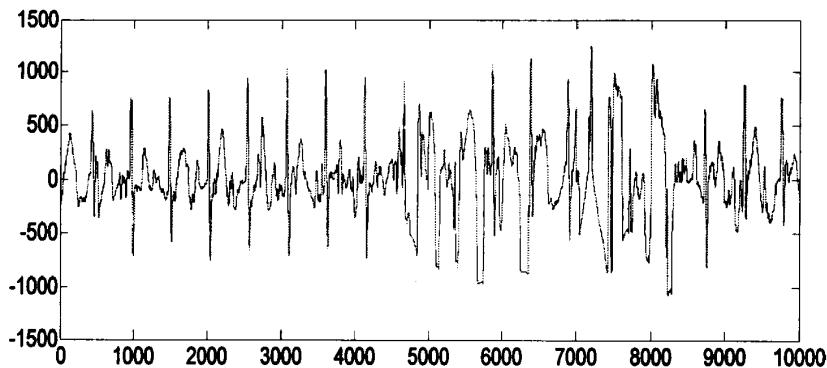
$$M = \begin{bmatrix} 0.1081 & 0.8919 & 0 \\ 0.2546 & 0.7454 & 0 \\ 0.2779 & 0.7221 & 0 \end{bmatrix} \quad (4-16)$$

根据权重分配，可以算得综合评判结果。

$$FSQI = (0.4 \ 0.3 \ 0.3) * \begin{bmatrix} 0.1081 & 0.8919 & 0 \\ 0.2546 & 0.7454 & 0 \\ 0.2779 & 0.7221 & 0 \end{bmatrix} \quad (4-17)$$

= [0.2030 0.7970 0]，最后根据加权平均法，进行解模糊求得总的评价是 0.5812，属于 V2（良好级），说明该 10S 区间内信号质量是良好的。

本研究心电信号质量模型中，窗口移动一次为 1 秒，因此我们可以得到心电信号每秒的基于模糊综合评价的心电信号质量评估指数，图 5 为一段 10S 窗口的检测结果（其中 M 表示 R 波检测匹配度、S 表示功率谱密度比值、K 表示峰度值）。



对象	时间										
	第 0 秒	第 1 秒	第 2 秒	第 3 秒	第 4 秒	第 5 秒	第 6 秒	第 7 秒	第 8 秒	第 9 秒	第 10 秒
M	0.7647	0.7273	0.6857	0.7879	0.7097	0.5161	0.6067	0.6148	0.6286	0.5882	0.7059
S	0.5003	0.4822	0.4786	0.4294	0.4283	0.4463	0.4588	0.3483	0.4023	0.4427	0.4321
K	5.1731	5.0093	4.9489	4.4773	4.4856	4.4421	4.0105	3.9946	4.0857	4.0017	4.1430
F <sub>SQI</sub>	0.5812	0.5180	0.5105	0.5539	0.4983	0.3498	0.3812	0.2600	0.3440	0.3670	0.4100

信号质量很好	信号质量很差	过渡
--------	--------	----

图4-6 心电信号质量指数的评价结果

在心电信号下方列出了各评价因素及最终的模糊信号质量指数的计算结果。在0~4000ms这一段干扰较小，因此信号质量较高，而在5000~9000ms之间，心电信号受到了较大的干扰，波形已经无法辨认，信号的质量很差，但可以看出FSQI值比R波匹配度更能反映信号受干扰程度。

## 4.5 讨论分析

### 4.5.1 不同窗口大小的选择比较

本文的窗口大小选择为10S，若窗口选择太小，将无法得出准确的信息，如果选择过大，则计算量将会增大，无法满足实时性要求，从下面这个不同窗口大小的误差对比图可以看出，当窗口选择为5S时，误差最多，10S、15S大小的窗口误差非常接近，20S时，误差稍有减小。综合计算量和准确率考虑，本文窗口分析大小选为10S。

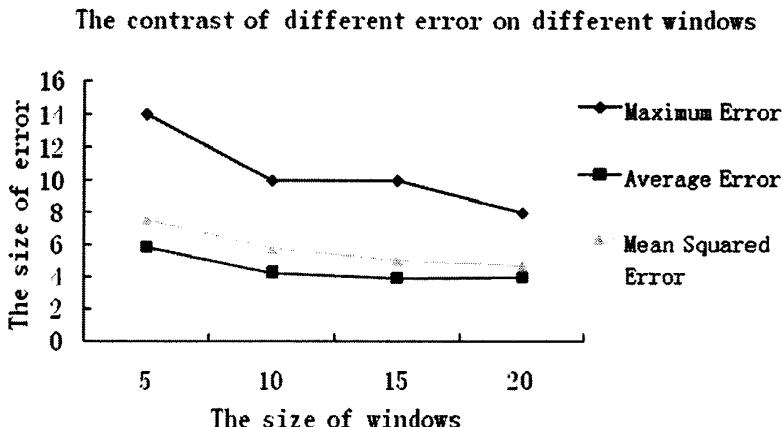


图 4-7 不同窗口误差大小比较

#### 4.5.2 不同评价因素权重的设置

不同评价因素对心电信号质量的反映程度也不一样，因此权重系数的选择对结果将会产生很大影响。本文选取若干组不同的权重的比值进行了比较，经过统计，由下图可以发现不同权重值的 FSQI 随着 SNR 变化而变化的曲线图，可以看出，当三者的比值依次设为 0.4 0.3 0.3 时，所得的测量结果与信噪比变化趋势最为接近。

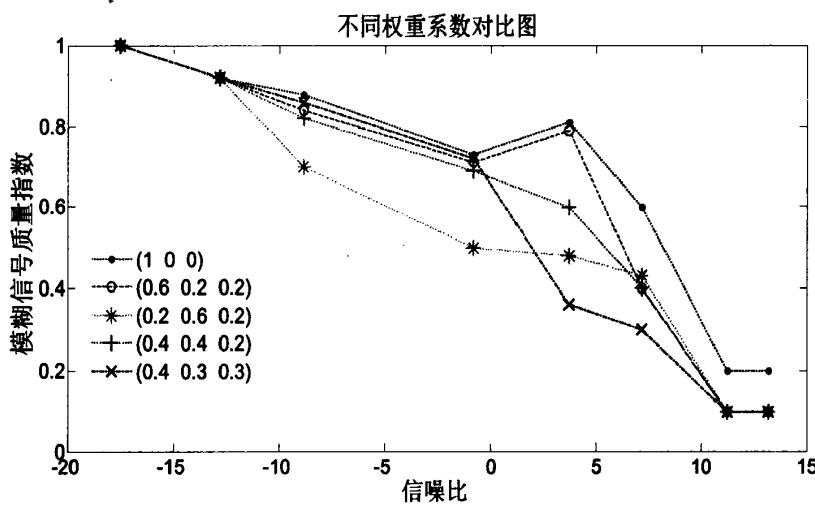


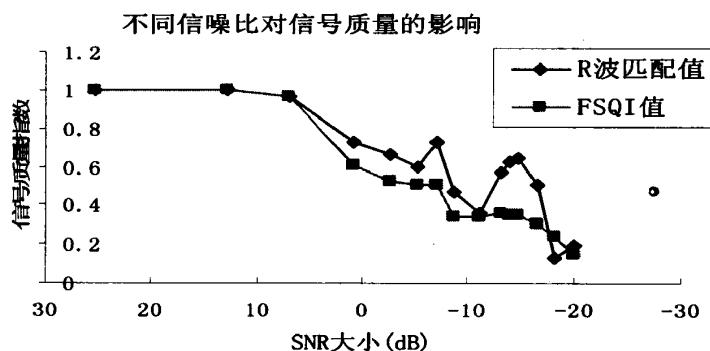
图 4-8 不同SNR下不同权重系数得出的FSQI对比图

#### 4.5.3 不同信噪比下对心电信号质量的评价结果

在本文所述的三个评价评价指标集中，R 波检测匹配度，相对于功率谱密度

比值、峰度值更能反映心电信号质量，因此本文将 R 波检测匹配度与模糊信号质量质数进行了比较。

下图为标准信号添加不同信噪比的干扰后得出的 R 波检测匹配度与模糊信号质量指数的对比。



评价	SNR														
	对象	25.4	12.8	6.8	0.8	-2.7	-5.1	-7.1	-8.7	-11.2	-13.1	-13.9	-14.7	-16.7	-18.2
M	1	1	0.96	0.72	0.66	0.6	0.72	0.47	0.36	0.57	0.63	0.64	0.5	0.13	0.19
FSQI	1	1	0.96	0.60	0.52	0.5	0.5	0.34	0.34	0.36	0.35	0.35	0.3	0.24	0.15

图4-9 不同SNR下R波检测匹配度与FSQI值对比图

可以看到，随着信噪比的下降，R 波匹配值以及 FSQI 值的总体趋势都是下降的，但是在 SNR 小于 0dB 时，R 波匹配值是呈波折趋势下降的，当 SNR 在 -10dB 左右，R 波匹配值反而有所回升，误差很大。而 FSQI 值，除了个别点稍有升高以外，其余值均随着 SNR 下降而下降。且从 SNR 小于 0dB 起，由于信号质量受干扰太大，FSQI 值急剧下降。

由此可以得知，当检测动态心电信号时，R 波检测容易出现误检，导致错误的匹配，从而使本来受干扰严重的信号，有可能得出一个较高的匹配值，无法反映心电信号的真实情况，而本文综合考虑功率谱密度比值以及峰度值，在一定程度上减小了干扰条件下由误检导致的错误评估。

#### 4.5.4 基于信号质量评估的心率估计

考虑到可穿戴心电信号处于运动状态，受外界干扰较大，采用前面介绍的差

分阈值检测算法，对运动信号检测误检、漏检率较高，若直接用该检测算法到计算心率，将会出现一定的误差，因此本文对通过R波检测算法得到的心率运用卡尔曼滤波进行估计。主要采用通过心电信号质量指数（SQI）调节卡尔曼滤波器参数的方法。这种干扰大小的变化表现为卡尔曼滤波方程中测量噪声的协方差 $R$ 的变化，因此可以根据信号质量指数SQI来调节测量噪声的协方差 $R$ <sup>[71]</sup>：

$$R = R_0 e^{\left( \frac{-1 + \sqrt{1 - 4 \cdot SQI^2}}{2} \right)} \quad (4-18)$$

当 SQI 值大于 0.5 时，使用该卡尔曼滤波器，此时，当 SQI 值越大，则该算法越依赖于心率测量值调整心率估计，否则较小依赖。当 SQI 值小于 0.5 时，则停止卡尔曼滤波器，从而避免干扰带来的影响。

我们从采集到的数据库中，取了一段静止时间的标准心电信号，SQI 值都在 0.8 以上，对其进行心率估计。而后，在这段信号的 30—50 秒之间，添加干扰，再对其进行心率估计。两者的心率估计如下图所示

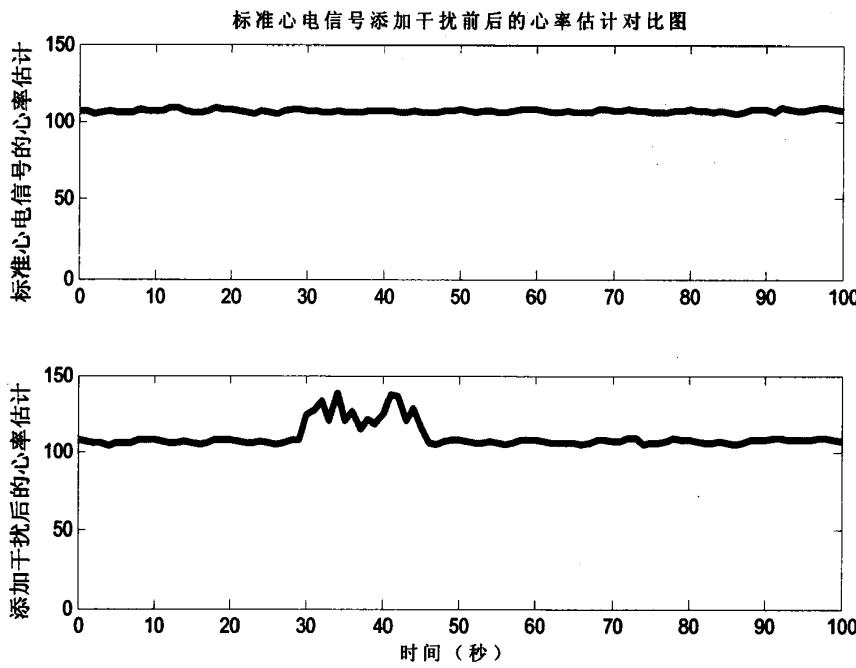


图 4-10 标准心电信号添加干扰前后的心率估计对比图

而后，我们采用模糊综合评价法对添加干扰的心电信号进行质量评估，得出的模糊心电信号质量指数如下图所示：

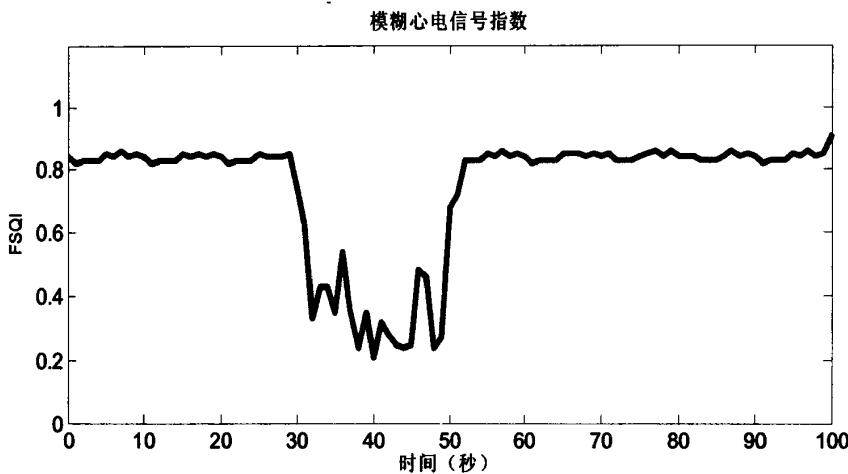


图 4-11 标准心电信号添加干扰后的心电信号质量指数

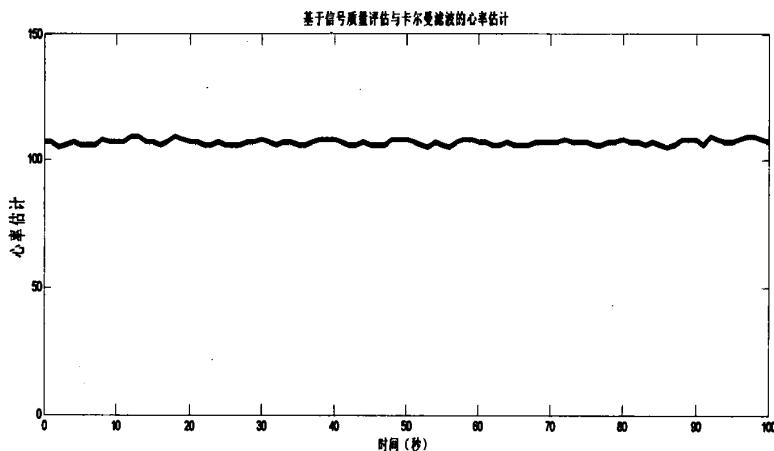


图 4-12 基于模糊综合信号质量评估与卡尔曼滤波的心率估计

根据计算得到的模糊心电信号质量指数，运用卡尔曼滤波方法对添加干扰的心电信号进行心率估计，心率估计值保持平稳，没有受干扰影响，与添加干扰前的心率估计值非常接近。因此，基于模糊综合评价心电信号质量评估与卡尔曼滤波的心率估计抗干扰性强，是一种较理想的心率估计算法。

## 4.6 小结

本章研究了基于模糊综合评价的可穿戴心电信号质量评估算法，为确定心电信号质量提供了一个客观的定量指标，可有效反映信号的干扰水平，在严重干扰存在时仍能准确评价。最后根据心电信号质量指数来调节卡尔曼滤波来进行心率估计，并对该估计结果进行了评价。

## 第五章 心电节律异常分类研究

在人体心电信号诊断中，人们要寻找对诊断结果有意义、有价值的具有某种特征的信号或信号的某种特征量，有了特征量，就要根据它们进行诊断<sup>[61]</sup>。诊断即分类。节律失常分析是心电自动分析软件中的一项重要功能。其主要目的是根据心电图的形态，辨别正常和异常心电图，并根据 RR 间期的节律分析对每拍心搏的性质进行标识。心律失常的类型较多，一些心律失常是心脏病早期的表现。早期的心电图诊断往往是医生根据病人的心电图计算相关的特征参数后进行判断，工作量很多，耗时长，而计算机自动识别，是计算机根据相应的识别算法来对心律失常进行判别，可以迅速处理批量数据，大小减少医生的诊断时间，能帮助医生快速了解病人的病情。

心律失常自动分类算法主要是根据心电信号的特征参数采用某种方法来对心律进行分类。目前常用的心电分类算法有神经网络法、逻辑分支判断法、支持向量机、模糊理论和模板匹配法等。本文就前两种方法进行了重点分析。

### 5.1 基于学习向量化神经网络的 ECG 波形分类

ECG 信号波形的复杂多变性，使得运用严格数学运算的信号处理和逻辑运算的模式分类方法往往不易得到令人满意的结果，而具有自学习、自适应能力的神经网络为解决这一问题提供了一种可能。基于神经网络的 ECG 信号波形分类，其基本原理是根据提取的 ECG 波形特征信息，先利用大量样本进行神经网络的学习训练，待网络稳定后再对不同的 ECG 波形类别进行自动分类。

基于神经网络的心电图分类方法，充分利用了神经网络的学习能力和泛化能力，根据不同的特征信息，通过学习，来获取心电图相关的分类知识并以分布的形式存储在系统网络的结构参数中。相对于其它的心电分类方法，有更大的灵活性和适应心电图变化的能力。所以本文采用神经网络方法。

在心电图分类中一个比较明显的特点是待分类样本的数据复杂度高，具有相关性，同时噪声大，有些心电图很难鉴别。所以分类算法的设计必须充分考虑到这些特点，以达到较好的分类效果。

### 5.1.1 学习向量化神经网络介绍

BP 神经网络在训练时，权值的调节采用的是负梯度下降法，存在着局部极小和收敛慢等缺点，使得训练时间很长，而学习向量化(Learning Vector Quantization)神经网络，简称 LVQ，LVQ 算法是在有教师状态下对竞争层进行训练的一种学习算法，它是从 Kohonen 竞争算法演化而来的，属于前身有监督的神经网络类型，在模式识别和优化领域有着广泛的应用。

它是一种混合型网络，通过竞争和有监督的学习进行分类。比起常使用的 BP 神经网络具有独特的优势。BP 神经网络采用基于梯度下降的非线性优化策略，有可能陷入局部最小问题，无法保证求出全局最小值。而 LVQ 网络识别效率高，具有一定的鲁棒性。

LVQ 神经网络输入特征向量维数低，无需归一化，计算速度较其它神经网络快，分类效果好。

### 5.1.2 LVQ 网络的结构

一个 LVQ 网络中，第一个是竞争层，第二个是线性层。该网络在输入层和隐层之间为完全连接，在隐层和输出层之间为部分连接，每个输出层与隐层神经元的不同组相连接。隐层和输出层之间的连接权值固定为1。其网络结构如图5-1 所示。

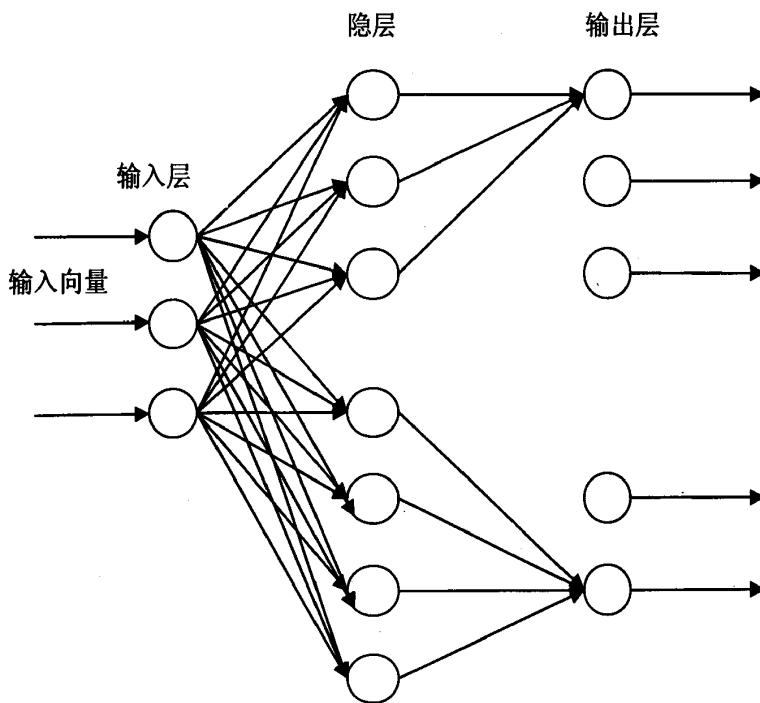


图5-1 LVQ 神经网络结构

竞争层每个神经元通过学习原型向量，并对输入空间进行分类。线性层是将竞争层的分类结果进行二次分类，以满足用户的要求，所以将竞争层学习得到的类称为子类，将输出层学习得到的类称为目标类，在这两个神经元层中，每个神经元只对应一种类别。

### 5.1.3 LVQ 网络的学习算法

LVQ 神经网络是在 Kohonen 竞争算法上发展而来的，是在自组织学习的基础上对网络实施有监督的学习，以实现识别、分类等功能的。

LVQ 算法分两阶段进行学习。第一阶段采用无监督的自组织算法对训练集中的样本进行学习，第二阶段则采用有监督学习。算法具体步骤如下：

#### (1) 网络初始化

用较小的随机数设定输入层与隐含层之间的权值初始值。

#### (2) 输入向量的输入

将输入向量  $x = [x_1, x_2, x_3, \dots, x_n]^T$  送入到输入层。

#### (3) 计算隐含层权值向量与输入向量的距离。

$$\text{两者之间的距离为: } d_j = \sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - w_{ij})^2} \quad (5-1)$$

(4) 选择输入向量与权值向量距离最小的神经元，称为胜出神经元，记为  $j^*$ 。

(5) 更新连接权值

如果胜出神经元和预先指定的分类一致，称为正确分类，否则称为不正确分类，这两种分类的权值的调整量分别使用以下两个公式：

$$\Delta w_{ij} = \begin{cases} +\eta(x_i - w_{ij}) & \\ -\eta(x_i - w_{ij}) & \end{cases} \quad (5-2)$$

(6) 判断是否满足预先设定的迭代次数，满足时算法结束，否则返回 (2)，进入下一轮学习。

#### 5.1.4 LVQ 用于 ECG 波形分类

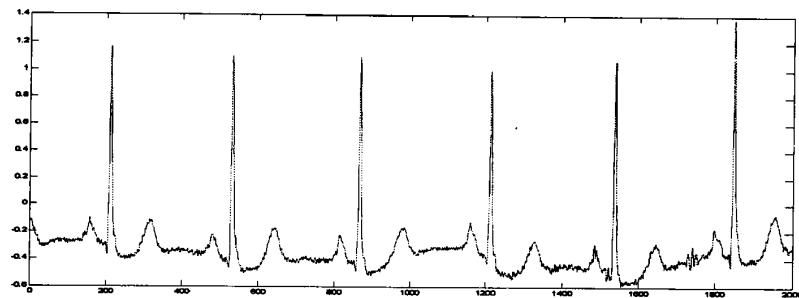
(1) 特征向量的提取

神经网络的设计要考虑的是如何尽量减少输入的数目。因为随着输入指标的增多，网络权值和阈值数目也要增加，同时，训练的样本数也会增多。为解决这一问题，应该合理取舍，尽可能选出相对其他指标而言对诊断更重要的指标。

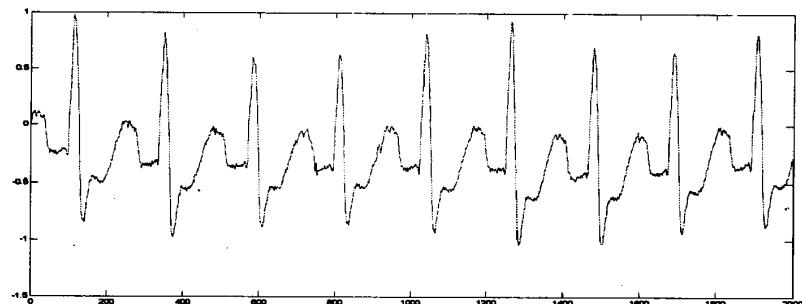
首先从心电图的采样数据中提取六类 QRS 波群的特征量，其中 A1 为 RR 间期、A2 为 QRS 面积、A3 为 R 波幅值、A4 为 P 波幅值、A5 为 QRS 波宽度、A6 为 R 波斜率。

(2) 样本的选取

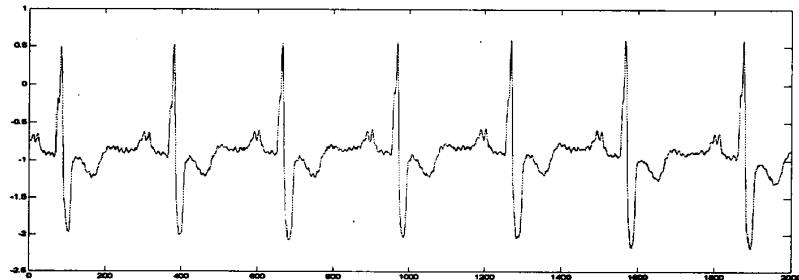
本文的心律失常分类部分使用的是 MIT-BIH 节律异常数据库，样本取自：102、104、106、109、111、118、124、200、207、209、212、214 等。选取图 5-2 中的五类心电波形。一类是正常类别，其它四类均为心律失常类别。主要是：正常样本、左束支阻滞、右束支阻滞、起搏心跳、室性早搏。



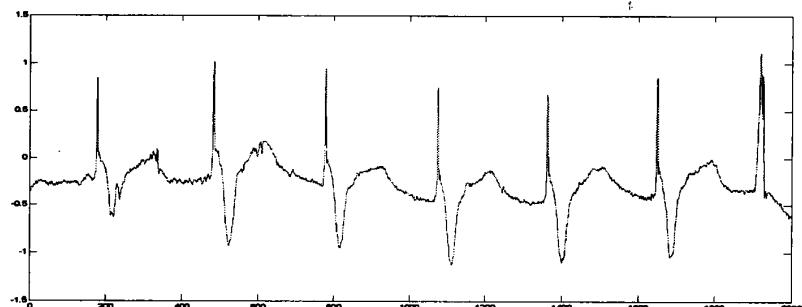
正常波形



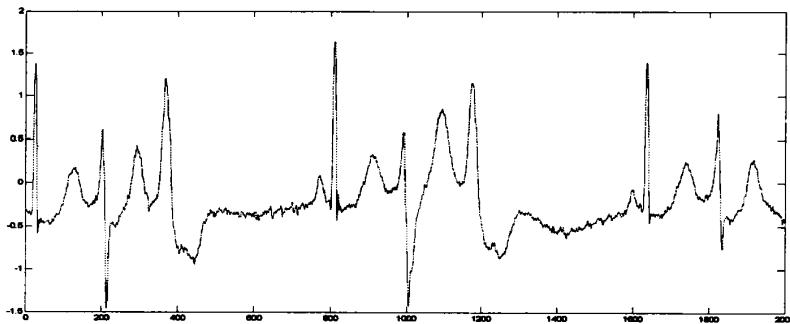
左束之阻滞



右束之阻滞



起搏心跳



室性早搏

图5-2 五种心律异常类型心电图

表5-1为所选样本中这五类心律失常心搏个数的统计。针对 LVQ 神经网络的输入来说，本文从数据库中的102、109、118、200中的数据选取学习样本，这几组数据分别含有这五种心波形。根据它们的特点，本文从这几组数据中各选取500个样本，共2000个训练样本进行训练。

表5-1 各心电记录中心搏个数统计

MIT-BIH	正常	左束之阻滞	右束之阻滞	起搏心跳/	室性早搏 V
102	99	0	0	2028	4
104	163	0	0	1380	2
106	1507	0	0	0	520
109	0	2492	0	0	38
111	0	2123	0	0	1
118	0	0	2166	0	16
124	0	0	1531	0	47
200	1743	0	0	0	826
207	0	1457	86	0	105
212	923	0	1825	0	0
214	0	2003	0	0	256
合计	4435	8075	5608	3408	1815

### (3)神经网络设计：

利用 MATLAB 神经网络工具箱中定义的 newlvq(.)建立学习向量化神经网络，

格式如下：

```
net=newlvq(PR,S1,PC,LR,LF)
```

其中 net 为生成的学习向量量化网络； PR 为输入向量的范围； S1 为隐含层的神经元的数目； PC 表示在第二层的权值中列所属类别的百分比； LR 表示学习速率， 默认值为 0.01； LF 表示学习函数， 默认值为 learnlv1。

然后根据前面选取的样本， 使用函数 train() 对其进行训练。并设置好训练步骤 n 和误差目标 e (这里 n=400, e=0.001)。格式如下：

```
net.trainParam.epochs=n;
net.trainParam.goal=e;
net=train(net,P,T);
```

其中 P 为神经网络的输入样本矢量， T 为网络的期望输出。

训练以后就可以对其它样本进行测试分类了，对于每一个输入向量，网络就会输出相应的分类值，利用 MATLAB 神经网络工具箱中定义的仿真函数 sim(.) 对网络输入向量进行仿真。格式如下：

```
Y=sim(net,X);
```

对神经网络分类结果进行测试， 测试样本选取 MIT-BIH 数据库中的数据，共 23341 个样本进行检验， 具体结果如：

表5-2 检测结果正确识别率

临床数据	总数	正常	异常	正确率
正常	4435	4402	33	99.2%
左束之阻滞	8075	7857	218	97.3%
右束之阻滞	5608	5514	94	98.3%
起搏心跳	3408	3312	96	97.2%
室性早搏	1815	1736	79	95.6%

以 MIT-BIH 上的 104 号数据为例进行分析，下图为它的部分数据记录，下面所对应的为它的检测结果。其中 / 表示起搏心跳 (paced beat) ； (.) 和 N 都表示正常心搏。

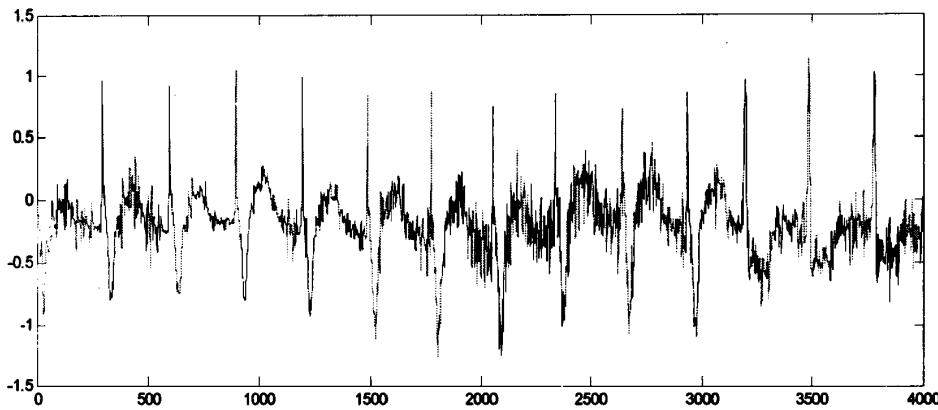


图5-3 104号心电数据检测结果

虽然设计达到了比较理想的结果，但它存在一定的局限性，因为神经网络计算量一般较大，训练时间较长，实时性受到一定限制，此外，识别的准确率受到 QRS 检测准确率的限制，同时心电波形种类远远不止这几种。

## 5.2 基于逻辑分支判断法的心电波形分类

逻辑分支判断法是最早用于心电信号分类的简单方法。这种方法是在心电信号特征波形检测与识别的基础上，通过计算信号 P-QRS-T 的时限和时段，基于关键特征量如 QRS 宽度、心率等对心电信号进行分类。逻辑分支判断法类似于医生读心电图的思路，根据相关的特征值来进行病情判断，判断规则简单，速度快，应用很广泛。根据所采集到的心电信号，对它进行预处理后，提取特征值，根据下表，可对心电信号进行分支决策。如果心电信号质量不高，诊断结果出现错误的概率越大，这时医生应该再进行自行诊断，以确保诊断准确率。

几种常见异常的 ECG 分支决策逻辑如表5-3所示。

表5-3 常见的心律失常判断规则

正常早搏	$0.75\text{AR} < \text{RR}_i < 1.2\text{AR}$ 且 $\text{QRS}_i > 120\text{ms}$
室性早搏	$\text{RR}_i < 0.75\text{AR}$ 且 $\text{QRS}_i > 120\text{ms}$ 且 $\text{RR}_i + \text{RR}_{i+1} > 2\text{AR}$
心动过缓	$\text{AR} > 1.2(\text{秒})$
心动过速	$\text{AR} < 0.6(\text{秒})$
心律不齐	连续三个 $\text{RR}$ 间期的差值 $>$ 平均值 / 5
停搏	$\text{RR}_i > 3\text{s}$
室性心动过速	连续出现三个及以上室性早搏
R on T	$0.2\text{s} < \text{RR}_i < 0.33\text{AR}$
二联律	正常心搏和室性早搏交替出现连续两次及以上
三联律	间隔两个正常心搏出现一个室性早搏，连续两次及以上
漏搏	$\text{RR}_i < 1.5\text{AR}$

其中  $\text{RR}_i$  表示当前  $\text{RR}$  间期， $\text{RR}_{i+1}$  为下一个  $\text{RR}$  间期， $\text{AR}$  为 8 个相邻  $\text{RR}$  间期的平均值， $\text{QRS}_i$  为当前 QRS 波宽度。

### 5.2.1 心律失常诊断

针对以上判别算法的分析，诊断程序流程图 5-3 如下所示。

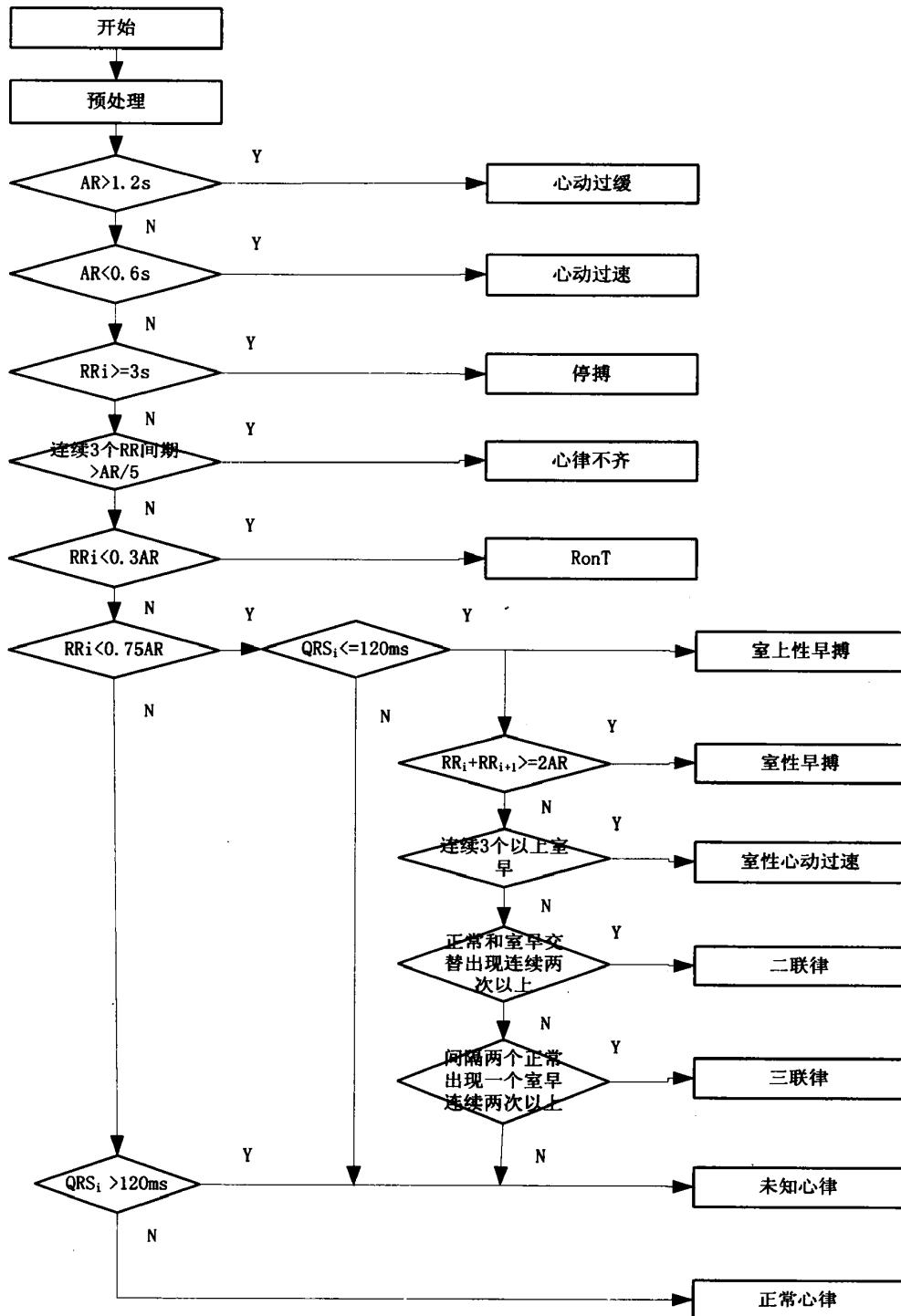


图5-3 心律失常判别流程图

### 5.2.2 实验结果与分析

根据 ECAR87推荐的标准，所有分类检测结果可以分为四种类型，分别是真阳性（True Positives）、真阴性(True Negatives)、假阳性(False Positives)、

**假阴性(False Negatives)**。其中 **TP** 表示真实目标心拍被正确检测出来的个数, **TN** 表示非目标心拍被正确检测出来的个数, **FP** 表示真实目标心拍被误判为非目标心拍的个数, **FN** 表示非目标心拍被误判为真实目标心拍的个数。一般常用的是阳性检测率, 计算方法为:

$$+P = \frac{TP}{TP + FP} \quad (5-3)$$

为了验证上述分析算法的效果, 选取了部分临床典型的异常心电进行检测, 表5-4为室性早搏心律失常检测结果。

表5-4 MIT-BIH 部分数据室性早搏检测结果

MIT-BIH 数据	室性早搏总数	TP (真阳性)	FP (假阳性)	+P (正确检测率)
104	2	2	0	100%
105	41	38	3	92.7%
106	520	492	28	94.6%
107	59	56	3	94.9%
108	17	15	2	88.2%
109	38	37	1	97.3%
114	43	39	4	90.7%
116	109	107	2	98.1%
118	16	15	1	93.8%
119	444	436	8	98.2%
200	826	815	11	98.7%
213	220	214	6	97.3%
233	831	802	29	96.5%
合计	3166	3068	98	97.0%

根据结果进行分析, 发现逻辑分支判断法检测效果不是很理想, 因为它的正确性完全依赖于特征值的检测, 如果信号受干扰影响或算法自身不足之处而导致特征值检测错误时, 将极大可能导致诊断错误。

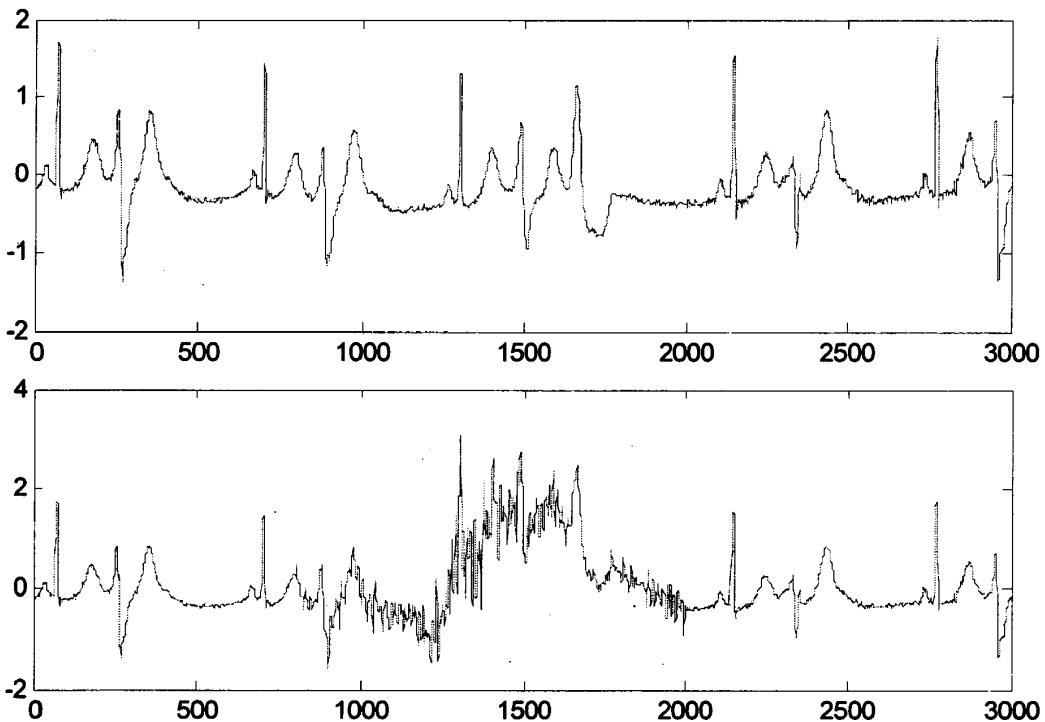
接着对上述的心电信号添加噪声后再进行逻辑分支判断, 检测结果如下:

表5-5 MIT-BIH 添加噪声后的心电信号室性早搏检测结果

MIT-BIH 数据	室性早搏总数	TP (真阳性)	FP (假阳性)	+P (正确检测率)
104	2	2	0	100%
105	41	36	5	87.8%
106	520	483	37	92.9%
107	59	52	7	88.1%
108	17	14	3	82.4%
109	38	35	3	92.1%
114	43	35	8	81.4%
116	109	103	6	94.5%
118	16	13	3	81.3%
119	444	421	23	94.8%
200	826	791	35	95.8%
213	220	201	19	91.4%
233	831	786	45	94.6%
合记	3166	2972	194	93.9%

通过上面两个检测结果对比，发现当心电信号受噪声干扰时，检测率也随之受很大影响。下面为 MIT-BIH 106号数据中的一段信号添加噪声后再进行诊断，图5-4为添加噪声前后诊断结果对比图。可以发现，在该段数据1000—2000ms 中受干扰严重，导致特征提取错误，最后诊断错误。

所以，逻辑分支判断法只适合信号质量较好情况下的心电诊断，如若心电信号一直受强噪声干扰影响，检测率则会很低，无法满足监护系统准确性的要求。



信号质量指数	0.81	0.82	0.78	0.44	0.39	0.47	0.59	0.63	0.88	0.81	0.87
正确分类结果	.	V	.	V	.	V	V	.	V	.	V
逻辑分支判断	.	V	.	W	.	W	W	.	V	.	V

图5-4 逻辑分支判断检测结果 (/.: 起搏心跳, W: 错误检测)

### 5.3 基于信号质量指数的心电波形分类

由于本系统对实时性要求很高，而神经网络计算量很大，难于满足实时性，逻辑分支判断法则相反，算法简单易于实现，但它却容易受噪声影响。所以本文采用基于信号质量指数的心电波形分类，即当信号质量好的时候，采用逻辑分支判断法，当信号质量不好的时候，采用神经网络法。

针对这个问题，本文通过多次实验，做了如下定义：在 10 秒的分析窗口中，若信号质量指数一直小于 0.6，则采用 lvq 神经网络方法；反之，则采用逻辑分支判断法。窗口大小可根据系统实际情况，进行调整。

#### 5.3.1 结果分析

我们分别用两种方法对 106 数据进行检测，以下为两者的检测结果。表中的

正确诊断结果为数据库中该记录每个心拍对应的标注。

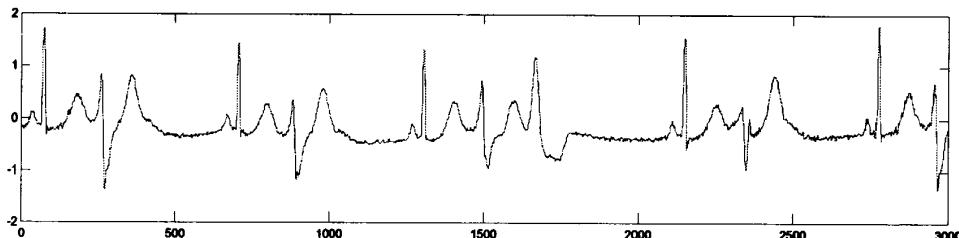


图5-5 两种判别方法检测结果比较 (V: 室性早搏, .: 正常心搏)

正确诊断结果	.	V	.	V	.	V	V	.	V	.	V
神经网络	.	V	.	V	.	V	V	.	V	.	V
逻辑分支判断	.	V	.	V	.	V	V	.	V	.	V

为上述一段数据添加噪声，再进行波形检测，其中 W 表示检测错误 (wrong)

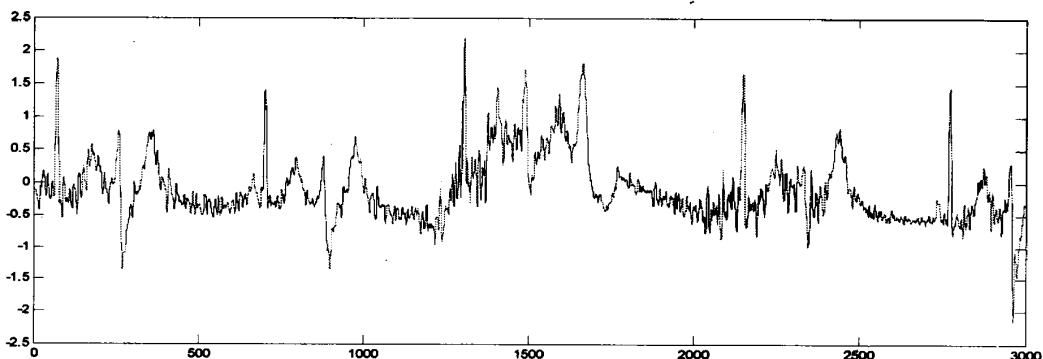


图5-5 添加噪声后，两种判别方法检测结果比较

原始检测结果	.	V	.	V	.	V	V	.	V	.	V
神经网络	.	V	.	V	.	V	V	.	V	.	V
逻辑分支判断	.	V	.	V	.	W	V	.	W	.	V

通过对上两个图的结果进行比较，发现若在信号受干扰小，质量好的情况下，两种方法检测出来的结果都比较理想。所以综合运算量和检测率考虑，采用逻辑分支判断法。添加噪声后，特征值的检测则会受到明显的干扰，导致逻辑分支判断分类方法结果不尽理想。

再对图5-4的106号数据进行分析，该段中带有明显噪声，对它采用两种方法分别进行分类，结果发现采用逻辑判断法，因为受干扰影响，导致分类效果差。当在信号质量指数小于0.6的时候采用神经网络法，大于0.6时，采用逻辑分支判

断法，这样的分类结果正确率相对于采用单一方法要高且运算量小。

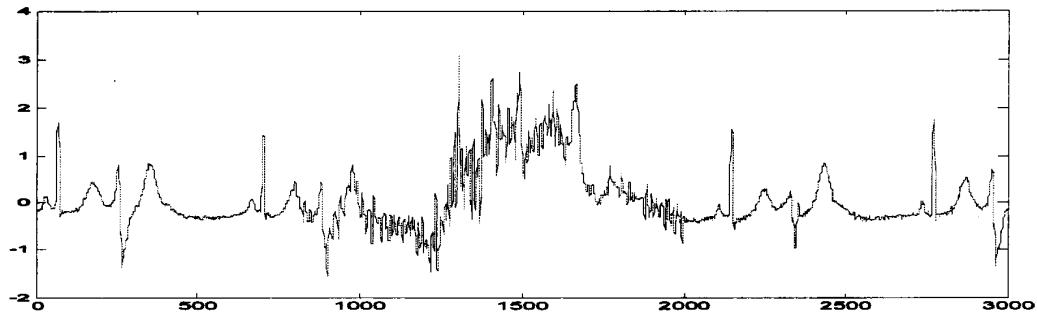


图5-4 逻辑分支判断检测结果（V：室性早搏， W：错误检测）

信号质量指数	0.81	0.82	0.78	0.44	0.39	0.47	0.59	0.63	0.88	0.81	0.87
正确分类结果	.	V	.	V	.	V	V	.	V	.	V
神经网络法	.	V	.	V	W	V	V	W	V	.	V
逻辑分支判断	.	V	.	W	.	W	W	.	V	.	V
综合判断法	.	V	.	V	W	V	V	.	V	.	V

我们对噪声干扰程度对波形检测结果的影响作了统计，下面为对同一段数据，添加不同大小的噪声进行波形检测，其检测结果如下：

表5-6 不同信噪比下两种方法的检测率比较

临床数据	原始	SNR=24	SNR=18	SNR=12	SNR=6	SNR=0
神经网络法	98.1%	97.1%	95.8%	93.6%	91.3%	81.4%
逻辑分支判断	98.5%	96.6%	93.9%	91.2%	84.8%	76.7%
综合判断法	98.5%	96.6%	95.6%	94.8%	90.3%	82.6%

从上表可以发现，当添加的噪声信噪比越来越低时，逻辑分支判断检测比神经网络检测的正确率要低，而采用基于信号质量的节律分类方法，在信号质量好的情况下，检测结果接近逻辑分支判断法，在信号质量差的情况下，检测结果接近神经网络法，整体结果较采用单一方法要好。

## 5.4 小结

本章首先介绍了几种常用的 ECG 分类方法，着重研究了两种方法，一种是向量化神经网络分类法，另一种是逻辑分支判断法。

基于 LVQ 神经网络进行心律识别的方法中，结果表明，此方法有较理想的

识别率，但是神经网络都有一个自身的缺陷，训练时间长，无法很好的满足实时性，基于这点，本章运用了常用的逻辑分支判断法来进行心律识别，该方法简单易用，但容易受噪声干扰。

鉴于上述两种方法各自的优缺点，本章提出了基于信号质量指数的心律识别方法，即根据信号质量来判断运用哪种方法，这样既能保证检测正确率，又能满足实时性。

## 第六章 ECG 可穿戴监护系统的实现

本文前几章所有的算法，都是利用 MATLAB 仿真和验证的，主要是因为 MATLAB 使用极其方便，具有很强的数值分析能力以及绘图功能，同时还包含有许多有用的工具箱，如小波分析工具箱，神经网络工具箱等，利用这些工具箱可以帮助更好地实现各种算法，从而节省更多的时间来解决其它问题，但是 MATLAB 是使用行解释方式执行代码，限制了代码的运行速度，无法满足实时性高的任务要求，而本文研究的可穿戴运动心电信号监护系统对实时性要求很高，因此还需将之前的算法改用计算机语言实现。

在心电监护软件系统设计中，本系统采用 Microsoft Visual Studio 作为远程监控软件的开发平台，编程语言为 C#。

### 6.1 VISUAL STUDIO 2010 简介

#### 6.1.1 Visual Studio 介绍

Visual Studio 是微软公司推出的开发环境。是目前最流行的 Windows 平台应用程序开发环境。Visual Studio 2010 其集成开发环境（IDE）的界面被重新设计和组织，变得更加简单明了。Visual Studio 2010 同时带来了 .NET Framework 4.0、Microsoft Visual Studio 2010 CTP( Community Technology Preview--CTP)，并且支持开发面向 Windows 7 的应用程序。除了 Microsoft SQL Server，它还支持 IBM DB2 和 Oracle 数据库。

C#是微软公司发布的一种面向对象的、运行于.NET Framework 之上的高级程序设计语言，主要用于开发可以在.NET 平台上运行的应用程序，C#是从 C 和 C++ 派生出来的一种简单、现代、面向对象和类型安全的编程语言，其语言体系都构建在.NET 框架上，并且能够与.NET 构架完美结合。用 C# 开发应用软件的优势是可以大大缩短开发周期，同时可以利用原来除用户界面代码之外的 C++ 代码<sup>[72]</sup>。

综合考虑以上因素，在 Windows XP 下，本系统采用 Microsoft Visual Studio 作为远程监控软件的开发平台，编程语言为 C#。

## 6.2 ECG 诊断系统总体设计

远程心电监护软件主要是安装在 PC 机上，其系统框图如 6-1 所示。它的主要功能是接收心电数据，进行分析诊断。我们对该软件的功能分为以下三个模块：数据通信模块、数据库管理模块、心电数据处理与分析模块。其中心电数据处理与分析模块主要包括心电数据显示和分析、心电数据回放和分析、辅助功能等模块。

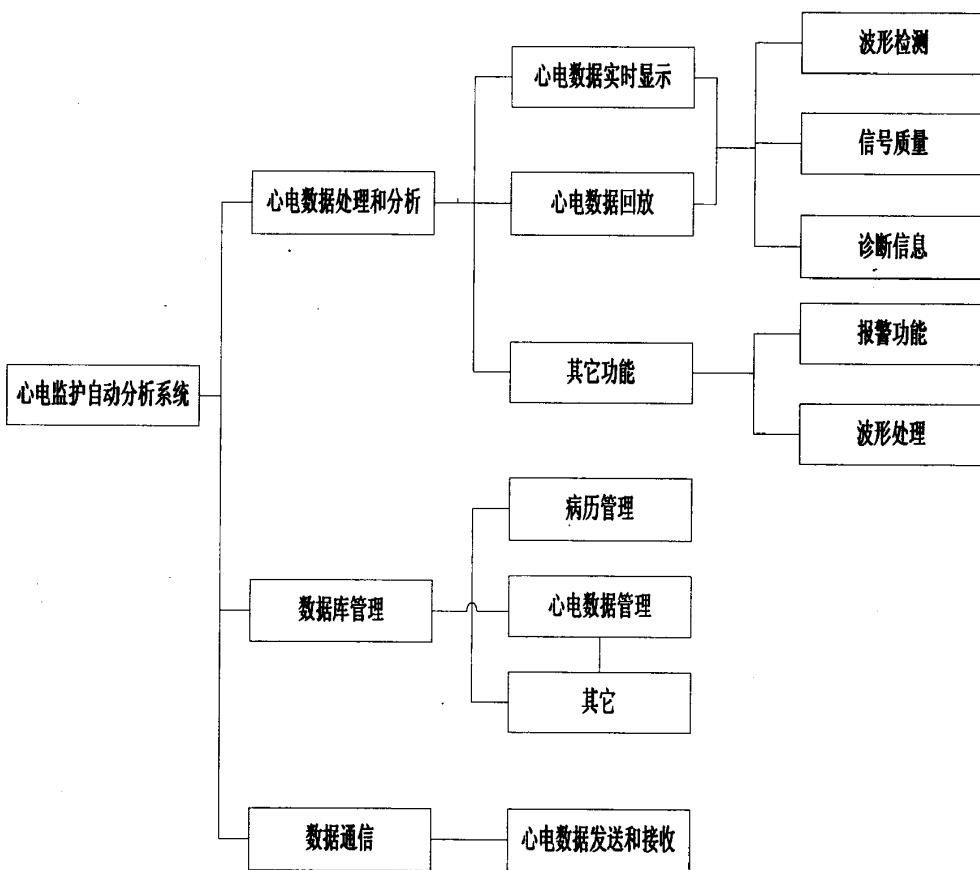


图 6-1 可穿戴心电监护诊断系统总体框架图

### 6.2.1 数据通信模块

数据通信方式主要有两种：一种是有线，一种是无线。有线接收方式是将心电监护仪采集到的数据通过串口的方式传到 PC 中，这是传统的 Holter 监护最常采用的数据传输方式。二是无线方式，就是将采集到的数据通过无线的方式发送到医院的 PC 机中，这是现在大多监护仪采用的方式，能对病人进行实时监护，更加方便、快捷、安全，可为患者提供更加有效、及时的服务。

### 6.2.1.1 串口数据功能模块的实现

串口数据功能模块的实现主要分为：串口数据接收模块的实现和串口数据发送模块的实现。

一，串口数据的接收：本文对串口数据的接收使用 `SerialPort` 串口组件，并编写相应代码来实现。一般串口数据的读取方式有线程实时读取数据方式和事件触发读取数据方式两种。线程实时读取串口数据的需要消耗过多的资源，读取效率低，因此本文采用事件触发的方式。在 C#语言中提供了 `SerialPort` 类，在 `SerialPort` 类中有 `DataReceived` 事件，当串口的缓冲区中有数据到达时则触发 `DataReceived` 事件，开始读取数据。串口数据接收过程的流程图如图所示：

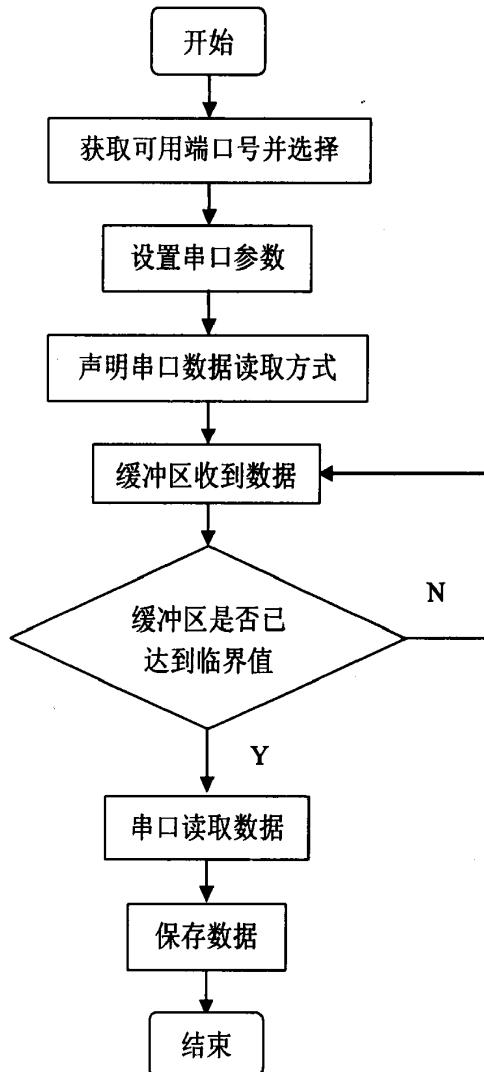


图 6-2 串口数据接收过程流程图

二，串口数据的发送：本文对串口数据的发送也是基于 `SerialPort` 类，通过

设置串口的名称、波特率、停止位的参数，将要发送的数据通过某个端口发送。一般来说，发送的数据都会根据一定的格式组成一个发送帧进行发送，具体流程图如下：

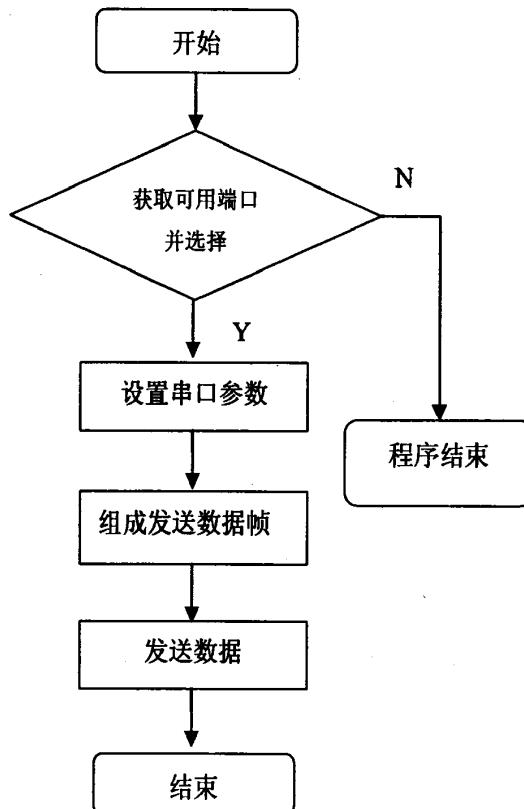


图 6-3 串口数据发送过程流程图

#### 6.2.1.2 无线传输模块功能实现

无线方式的发送、接收过程如下：

一、心电数据的无线发送：发送端启动串口、无线发送模块后，系统则进入等待状态，一旦串口有数据到达，则进入中断开始接收数据，为了节省发送时间，系统每次都会等到接收120个字节后再一起无线发送，这样能提高心电信号的传输速率。具体实现流程如下：

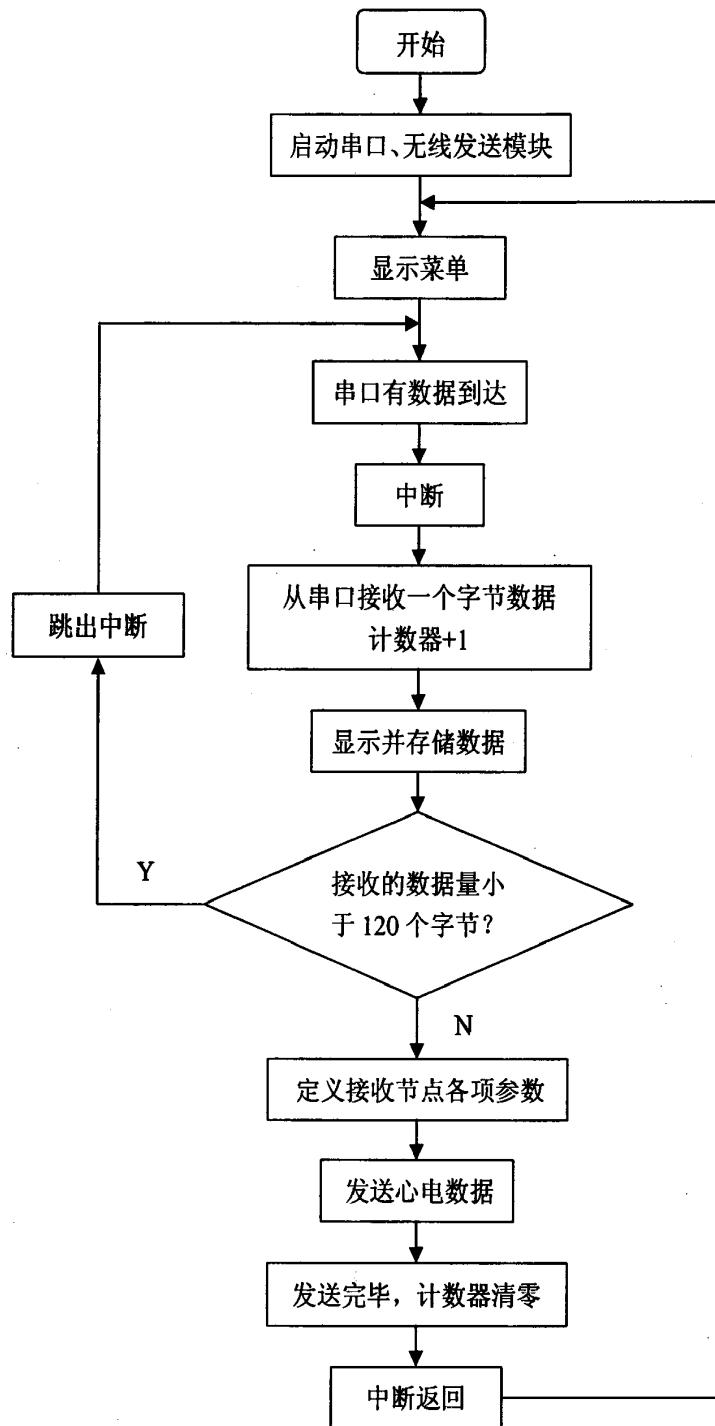


图 6-4 无线发送程序流程图

二、心电数据的无线接收：在启动串口和无线接收模块后，系统进入等待状态，直到有数据到来，系统就开始接收数据，完毕后则将数据从串口输出。具体流程图设计如下所示：

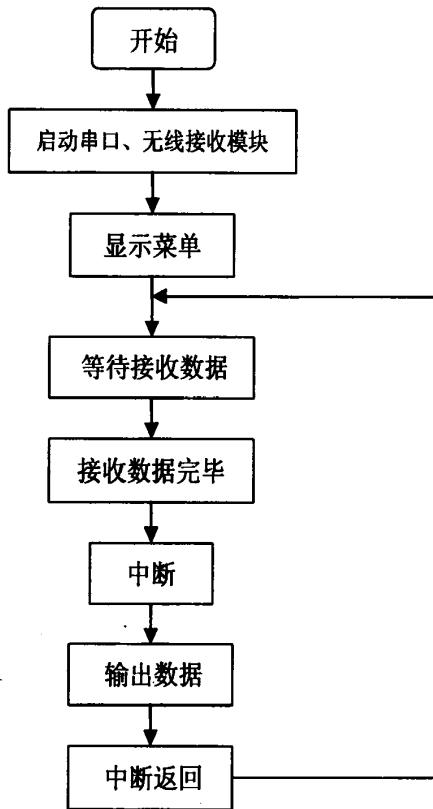


图 6-5 无线接收程序流程图

### 6.2.3 数据库管理模块

数据库管理模块是心电监护系统中的重要组成部分，本系统使用了 SQL SERVER 数据库，数据库中的表、视图、存储过程等都使用结构化查询语言（Structure Query Language,SQL），它是一种综合的、功能极强的关系数据库语言，功能十分丰富。

心电图自动分析系统需要存储的信息各类主要有：心电数据及分析结果数据、病员的基本信息、时间、日期、诊断信息等。

根据这些信息，本文设计了相关的表来存储，下面以两个重要的表，病员基本信息表和心电信号特征值表为例来进行说明，另外还有诊断结果表、系统信息表等。

	列名	数据类型	允许 Null 值
病历号	int	<input type="checkbox"/>	
姓名	nchar(10)	<input checked="" type="checkbox"/>	
年龄	tinyint	<input checked="" type="checkbox"/>	
性别	char(10)	<input checked="" type="checkbox"/>	
电话	int	<input checked="" type="checkbox"/>	
主治医生	nchar(10)	<input checked="" type="checkbox"/>	
地址	varchar(50)	<input checked="" type="checkbox"/>	
过往病史	varchar(50)	<input checked="" type="checkbox"/>	
入院日期	datetime	<input checked="" type="checkbox"/>	

图 6-6 病员基本信息表

	列名	数据类型	允许 Null 值
病历号	int	<input type="checkbox"/>	
R波幅值	float	<input checked="" type="checkbox"/>	
RR间期	float	<input checked="" type="checkbox"/>	
QRS波长	float	<input checked="" type="checkbox"/>	
QRS面积	float	<input checked="" type="checkbox"/>	
心率值	int	<input checked="" type="checkbox"/>	

图 6-7 心电信号特征值表

系统为所有的病人建立了病人相关的病历档案，用于病人信息的管理。存储了病人的个人信息、心电数据、诊断报告等，方便医生查询和管理。

首先新来的病人需先注册个人信息，主要包括：病历编号、姓名、性别、年龄、联系电话、家庭住址、住院时间、过往病史等。医生可以方便地为不同的病人创建、修改、查询、删除病历。下图为病人的一个注册界面：

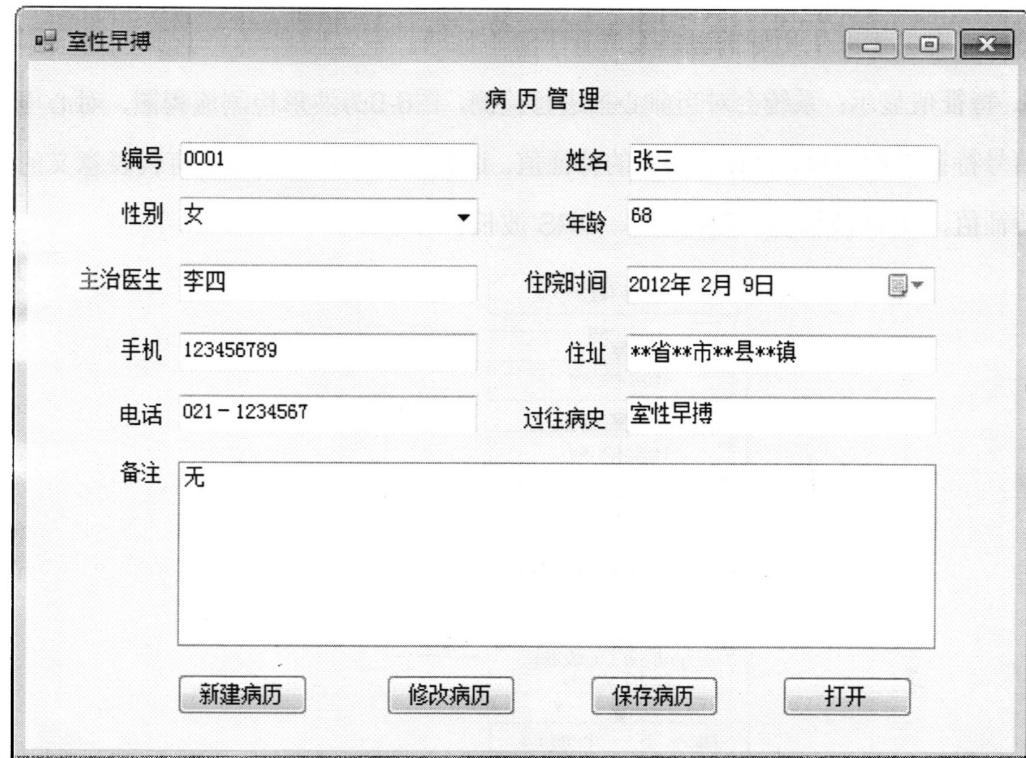


图6-8 病历管理界面

病人注册后，就可以随时向医院传送心电数据了，这些数据都存放在数据库中，医生利用病人姓名或病历编号就可以查询到该患者的所有心电数据，可对病人的心电数据进行有选择的回放。

心电数据传送过来后，须对其进行处理，计算出病人的心率、重要心电特征信息以及病情诊断结果，医生根据这些信息进行确认或补充，给出相应的治疗方案，如果对结果持有不同意见，医生可根据病人传来的心电数据进行手动分析。

### 6.2.3 心电数据处理与分析模块

波形检测主要在完成心电波形预处理后，对心电波形的 QRS 波群、P 波、T 波起点和终点，以及各点的峰值进行检测，具体算法在前面几章已有介绍。通过这些特征点，可以算出相关的反映病症的特征参数，如 RR 间期、QRS 面积、心率、信号质量指数等，为心电信号的自动诊断做准备。

- 1、心电数据实时显示与分析：该模块主要是对病人的电信号进行实时显示分析。点击开始按钮后，系统将会开始对电信号进行实时显示，并能做简单分析。
- 2、心电数据回放与分析：该模块主要是为了便于与之前的心电信号进行查询与

分析，有助于医生更好的对病人进行了解与诊断。

**3、特征值显示：**系统会对当前心拍进行检测，图6-9为波形检测流程图，对心电信号特征点检测后，将计算相关的特征值。这里主要显示几个最具有代表意义的特征值，如R波幅值、RR间期、QRS波长、心率。

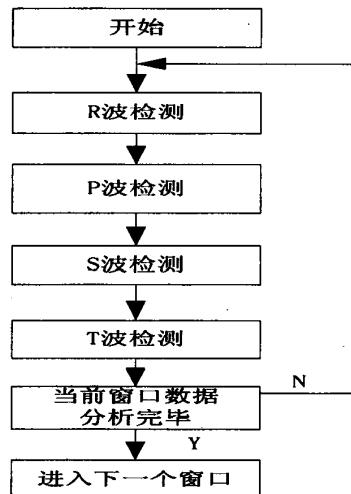


图6-9 波形检测流程图

**4、信号质量：**显示心电信号质量指数，可为病情诊断提供参考。这里为第四章分析的基于模糊综合评价的心电信号质量指数。

**5、诊断信息：**当准确获得各心电参数后，根据上一章介绍的心律失常判别规则，进行当次心拍的节律异常的诊断。在这里，选用的是简单、方便的逻辑分支判断法来进行心电信号分类诊断的。

**6、报警功能：**系统在当前心率值超过设定的上下限值、或病人心律诊断为异常时进行报警。同时字体显示为红色。

**7、波形处理：**为了更加方便医生能更好地、清楚地观察心电波形，可对当前心电波形进行暂停，幅值放大或缩小。

整个心电信号处理流程图如6-10所示。

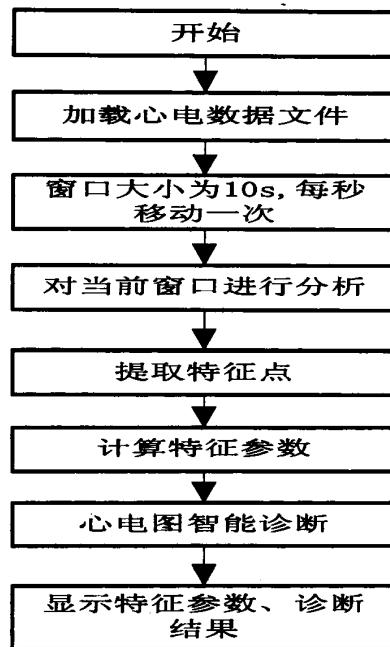


图6-10 波形处理模块

根据上面的分析，完成心电数据综合分析的设计，它的界面图如6-11所示。

首先打开软件点开相应病人的心电记录，然后点击心电数据综合分析，就会在屏幕上显示病人的心电波形，同时会在窗口右边显示该段数据当前时刻的重要特征参数，以前对当前心拍的诊断结果。

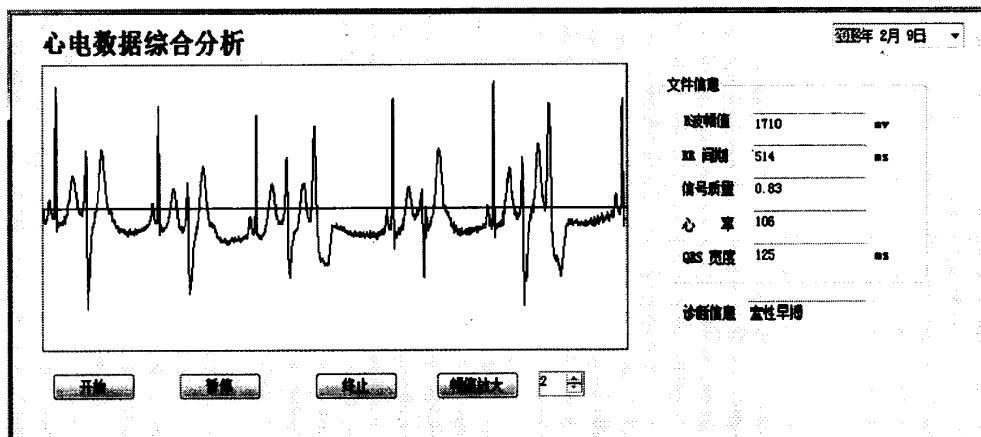


图 6-11 心电数据综合分析界面图

同时，在波形窗口下面单击“开始”按钮即可开始显示心电波形，若要暂停显示心电波形，则单击“暂停”按钮；若要关闭软件，则单击“停止”按钮即可，同时如果需要可对波形进行放大或缩小。

### 6.3 小结

本文介绍了心电自动分析软件的功能和具体实现，首先介绍了 Visual Studio

的功能和特点，接着重点对该自动分析系统的每个模块进行了介绍，主要包括三个模块：数据通信模块、数据库管理模块、心电数据处理与分析模块。该软件可以方便的管理病人的心电数据以及病历库，能对心电图进行显示与实时分析，包括特征值检测、心电节律诊断等。

## 第七章 总结与展望

### 7.1 总结

本文主要针对通过可穿戴智能服装采集到的心电信号进行处理与分析，设计了基于模糊综合评价的心电信号质量评估模型，通过对心电信号的除噪、特征检测、节律异常分类完成了对可穿戴运动心电监护系统的设计与实现。所有算法都通过 MIT-BIH 数据库进行了检测。论文的主要工作有：

首先对心电信号的研究现状和背景进行了简单的介绍，介绍了心电波形的组成及其反映的意义，以及节律失常的特点和分类，为接下来的研究打好理论基础。

然后通过对可穿戴运动心电监护系统的设计原则进行分析，设计了系统的整体框架，对系统的各个模块进行了详细的说明，并给出了系统的整体实现。用小波变换对心电信号进行滤波处理后，综合运用差分阈值法和幅值阈值法检测 QRS 波群，为后述节律失常分类打下基础。

接着，建立了基于模糊综合评价的心电信号质量评估模型，利用心电信号质量指数调节卡尔曼滤波参数来进行心率估计，给出了详细实现过程，并对结果进行了讨论分析。

再次介绍了 ECG 心律失常分类方法，详细介绍了 LVQ 神经网络方法和逻辑分支判断法的理论与使用方法，通过对其比较分析，提出了基于信号质量指数的心电波形分类，取得了较高的准确率。

最后介绍了可穿戴节律分析系统的实现，利用 C# 编写了简单的 ECG 自动分析软件，能够实现实时显示回放波形、数据存储、特征值检测、病历管理等功能。

### 7.2 展望

本文针对目前生理监护系统和运动心电信号处理技术中存在的不足，提出了一种基于信号质量评估的可穿戴节律分析系统，该系统能够进行长时间的实时监控，而且能够有效地避免运动干扰对系统的影响，实现较为准确的心率估计，同时能对病人的节律异常进行简单有效的分类。但是系统仍然处于研究阶段，还有如下问题需要进一步的深入研究：

- (1) 因为本系统需要满足实时性，所以本文对心电信号预处理、特征检测

都采用了比较简单的算法，实时性和准确率无法两者兼顾，需要以后对算法进一步改进，能有更新的技术运用到信号处理领域来。同时本文的除噪只针对了心电信号常见的几种主要噪声，但由于运动心电信号受干扰各类是非常繁多的，因此该算法在除噪过程中还存在欠缺，需要对运动状态下的干扰进行更加深入的研究，才能进一步改进算法，从而提高系统的稳定性以及适用性。

(2) 本文在对波形识别算法上只是对部分心律失常进行了判别，不够完整，在对特征值的提取上需进行更加深入的分析，使之具有代表性和独立性，算法上也要做进一步改进来确保分类的准确性与完整性。进行结果分析时，由于条件限制，主要采用的是 MIT-BIH 数据库，只能通过手动添加噪声来验证结果，没有测试到不同病情的人在不同运动状态下的心律失常数据，因此需要采集到更多的数据来进一步验证算法的准确性。

(3) ECG 自动分析软件的许多功能还不完善，设计也还不够简洁，考虑的因素也不够完全，希望能够在布局上作进一步改进，添加更多的功能，为医生和病人提供更多有价值的信息。

## 参考文献

参考文献：

- [1] Glove J R, et al. Knowledge-based Interpretation of Bioelectrical Signal [J], IEEE Eng Med Biol Magazine, 1990, 9(1):51~54.
- [2] 战晔, 心电信号处理关键技术的研究: [学位论文]. 吉林: 吉林大学, 2008.
- [3] 祝博荟. 面向智能服装的动态心电处理技术与应用研究: [学位论文]. 上海: 东华大学, 2009.
- [4] Liu L,Hu YS . Digital signal processing with filed programmable gate arrays[M]. Beijing:Tsinghua University Press,2003.
- [5] Bjaerum S,TorpH,Kristoffersen K.Clutter filter design for ultrasound color flow imaging[J].IEEE Trans,Ultrason Ferroelect Freq Contr,2002,49(3):204-216.
- [6] D. Marculescu, R. Marculescu, S.M Zamora, et al. Electronic Textiles: A Platform for Pervasive [J], Computing Proceedings of the IEEE, 2003, 91(12):1993~2018.
- [7] 雷达, 新一代智能型服装[J], 中外轻工科技, 2000, 1: 34~35.
- [8] 张蕾, 功能奇特的新型织物[J], 中外轻工科技, 2000, 1: 24~27.
- [9] Sarkar, M.k., Gupta, M.L. Technical textiles - An Overview [J], Man-made Textiles, 2003, 46(10): 372~376.
- [10] 皇甫堪, 陈建文, 楼生强编著. 现代数字信号处理. 北京: 电子工业出版, 2003.
- [11] 张贤达著. 现代信号处理. 第2版. 北京: 清华大学出版社, 2002.
- [12] 张贤达, 保铮著. 非平稳信号分析与处理. 北京: 国防工业出版社, 1998.
- [13] 杨福生, 吕扬生主编. 生物医学信号的处理和识别. 天津: 天津科技翻译出版公司, 1997.
- [14] Li G,Ling L,Qilian Y,et al.A new adaptive coherent model algorithm for Removal of power-line interference.Journal of Clinical Engineering,1995, 20(5):147-150.
- [15] Laguna P,Jane R,Caminal P.Adaptive filtering of ECG baseline wander. Engineering in Medicine and Biology Society,Proceedings of the 14th Annual

International Conference of the IEEE,1992,2:508-509.

[16] Laguna P, Thakor NV, Caminal P, et al. Low-Pass differentiators for biological Signals with known spectra: application to ECG signal processing. IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 1990, 37(4):420-425.

[17] Lynn PA. online digital filters for biological signals: some fast designs for a small computer. Medical and Biological Engineering and Computing, 1977, 15(5):534-540.

[18] 杨丰, 余英林. 小波变换在心电信号滤波处理中的应用研究. 生物医学工程学杂志, 1997. 14(4): 317-320.

[19] Sahamb i J S, Tandon S N, Bhatt R K P. Using wavelet transforms for ECG Characterization. IEEE Eng Med Biol, 1997, 16(1): 77-83.

[20] 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

[21] Donoho DL. Denoising by soft-thresholding. IEEE Transactions on Information Theory, 1995, 41(3):613-627.

[22] Agante PM, Marques de Sa JP. ECG noise filtering using wavelets with Soft-thresholding methods. Computers in Cardiology, 1999, 26:535-538.

[23] Nikolave N, Nikolov Z, Gotchev A, et al. Wavelet domain wiener filtering for ECG denoising using improved signal estimate. IEEE international Conference On Acoustics, Speech, and Signal Processing, 2000, 6:3578-3581.

[24] Park KL, Lee KJ, Yoon HR. Application of a wavelet adaptive filter to minimize distortion of the ST-segment. Medical and Biological Engineering and Computing, 1998, 36:581-586.

[25] Xue Q, Hu YH, Tompkins WJ. Neural-network-based adaptive matched filtering for QRS detection. IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 1992, 39(4):317-329.

[26] Willis J Tompkins 著, 林家瑞, 徐邦荃等译. 生物医学数字信号处理[M]. 华中科技大学出版社, 2002.

[27] Pan J, Tompkins W J. A real-time QRS detection algorithm[J]. IEEE Trans on BME, 1985, 32(3):230.

- [28] Senhadji L, Bellanger JJ, Carrault G, et al. Wavelet analysis of ECG Signals. Engineering in Medicine and Biology Society, Proceedings of the 12th Annual International Conference of the IEEE. 1990:811-812.
- [29] 丁哨卫, 张作生. 基于自适应小波变换的 QRS 波检测算法. 中国科学技术大学学报, 1998, 28(5): 580-586.
- [30] Shyu LY, Wu YH, Hu W. Using wavelet transform and fuzzy neural network for VPC detection from the Holter ECG. IEEE Transactions On Biomedical Engineering, 2004, 51(7): 1269-1273.
- [31] Rajendra Acharya U, Jasjit S Suri, Jos A E Spaan and S M Krishnan. arrhythmia detection and classification[M], Springer, 2007.
- [32] L Senhadji, G Carrault, J J Bellanger, and G Passariello. Comparing wavelet transforms for recognizing cardiac patterns[J]. Engineering in Medicine and Biology Magazine, IEEE. 1995, 14(2): 167-173.
- [33] Rajendra Acharya U, Jasjit S Suri, Jos A E Spaan, and S M Krishnan. arrhythmia detection and classification[M], Springer, 2007.
- [34] 周群一. 心拍的镜像高斯建模分析[J]. 浙江科技学院学报, 2005, 17(4): 252-255.
- [35] 段会龙, 冯靖祎, 洪玮. 基于模板匹配和特征识别相结合的心室期前收缩波形分类算法[J]. 航天医学与医学工程, 2002, 15(2): 98-102.
- [36] P Hamilton. Open Source ECG Analysis[J]. Computers in Cardiology, 2002: 101-104.
- [37] Osowski S, L T Hoai, T Markiewicz, Support vector machine-based expert system for reliable heartbeat recognition[J]. IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 2004. 51(4): 582-589.
- [38] 曹玉珍, 李广, 范增飞. 基于小波变换特征提取的支持向量机心搏分类研究[J]. 天津大学学报, 2007, 40(7): 811-815.
- [39] Hu Y H, S Palreddy, W J Tompkins. A patient-adaptable ECG beat classifier using a mixture of experts approach[J]. IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 1997, 44(9): 891-900.
- [40] Jekova I, G Bortolan, I Christov. Assessment and comparison of different

- methods for heartbeat classification[J]. Medical Engineering & Physics, 2008, 30(2): 248-257.
- [41] Martin Lagerholm, Carsten Peterson, Guido Braccini, Lars Edenbrandt, Leif Sornmo. Clustering ECG Complexes Using Hermite Functions and Self-Organizing Maps[J]. IEEE TRANSACTIONS ON BIOMEDICAL ENGINEERING, 2000, 47(7): 838-847.
- [42] Rosaria Silipo, Carlo Marchesi. Artificial Neural Networks for Automatic ECG Analysis[J]. IEEE TRANSACTIONS ON SIGNAL PROCESSING, 1998, 46(5): 1417-1425 .
- [43] 毛玲. 基于 GA--BP 算法的模糊网络分类器在 ECG 自动识别中的应用研究[D]: [硕士学位论文]. 国防科学技术大学电路与系统, 2003.
- [44] Fredric M Ham, Soowhan Han. Classification of Cardiac Arrhythmias Using Fuzzy ARTMAP. IEEE TRANSACTIONS ON BIOMEDICAL ENGINEERING, 1996, 43(4):425-430.
- [45] Mehmet Engin. ECG beat classification using neuro-fuzzy network[J]. Recognition Letters, 2004. 25(15): 1715-1722.
- [46] Osowski S. Linh TH. ECG beat recognition using fuzzy hybrid neural Network. IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 2001, 48(11): 1265-1271.
- [47] 王远干, 喻洪麟, 黄良明. 基于小波分析的光栅信号质量评估方法[J], 中国激光, 2005, 32(3): 336~340.
- [48] 王继祥, 刘贵忠, 刘广健, 高向东. 基于小波谱失真测度的语音质量评估[J], 兵工学报, 2008, 29(1): 33~36.
- [49] Ortolani O, Conti A, Filippo AD, et al. EEG signal processing in Anaesthesia. Use of a neural network technique for monitoring depth of anaesthesia[J]. British Journal of Anaesthesia, 2002, 88(5): 644-648.
- [50] Johansen JW. Update on Bispectral Index monitoring[J], Best Practice & Research Clinical Anaesthesiology, 2006, 20(1): 81-99.
- [51] Aneja, R., Heard, A., Fletcher, J., et al. Sedation monitoring of children by the Bispectral Index in the pediatric intensive care unit[J]. Pediatric Critical Care Medicine, 2003, 4(1): 60-64.

- [52] Vivien B., Di Maria S., Ouattara A., et al. Overestimation of Bispectral Index in Sedated Intensive Care Unit Patients Revealed by Administration of Muscle Relaxant[J]. Anesthesiology, 2003, 99(1): 9-17.
- [53] Wu CC., Mok MS., Lin CS., et al. EEG-Bispectral Index Changes with Ketamine versus Thiethylal Induction of Anesthesia[J]. ACTA Anaesthesiol Sin., 2001, 39(1):11-15.
- [54] J. Chen, S. Itoh. A wavelet transform-based ECG compression method guaranteeing desired signal quality [J], IEEE Trans. Biomed. Eng, 1998, 45(12): 1414-1419.
- [55] Y. Zigel, A. Cohen, A. Katz. ECG signal compression using analysis by synthesis coding [J], IEEE Trans. Biomed. Eng, 2000, 47 (10): 308~316.
- [56] 李桥. 基于信号质量评估和卡尔曼滤波的心率估计算法[J], 中国医学物理学杂志, 2007, 24(6): 454~457.
- [57] Hug, C., G Clifford. An analysis of the errors in recorded heart rate and blood pressure in the ICU using a complex set of signal quality metrics[C]. 2009: IEEE.
- [58] 沈文锦. 心电诊断新技术[M], 中国中医药出版社, 2000.
- [59] 陈清启, 杨庭树, 卢喜烈, 吴祥. 心电图学[M], 山东科学技术出版社, 2002.
- [60] 李桥、俞梦孙. 基于信号质量评估和卡尔曼滤波的心率估计算法[A], 中国医学物理学杂志, 2007.
- [61] 邹林刚. 面向智能服装的无线传感器网络分布式计算模型研究: [学位论文]. 上海: 东华大学, 2009.
- [62] 王伟, 李章永. 动态心电监护仪中心电信号采集与无线收发系统的设计[J], 生物工程医学研究, 2006, 18(1): 96~97.
- [63] MSP430, <http://baike.baidu.com/view/215429.htm>.
- [64] CC2430, <http://baike.baidu.com/view/1735618.htm>.
- [65] 王玉静. 时频分析方法在心电信号分析中的应用: [学位论文]. 哈尔滨: 哈尔滨理工大学, 2007.
- [66] 胡永宏, 贺恩辉. 综合评价方法 [M]. 2000, 北京: 科学出版社. 167-188.

- [67] 李桥,俞梦孙. 重症监护病人心电导联信号质量评估[J]. 山东大学学报,2007,45(9):869-870.
- [68] FRIESEN GM,JANNETT TC,JADALLAH MA,et al. A comparison of the noise sensitivity of nine QRS detection algorithms[J]. IEEE Trans on Biomed Eng,1990,37(8):85-98.
- [69] HE T,CLIFFORD GD,TARASSENKO L.Application of independent component analysis in removing artifacts from the melectrocardio-gram[J]. Neural Comput.Appl.2006,15:105-116.
- [70] LIFFORD GD,AZUAJE F and MCSHARRY PE.Advanced methods and tools for ECG data analysis[M]. Norwood:Artech house,2006:69-70.
- [71] 李桥、俞梦孙. 基于信号质量评估和卡尔曼滤波的心率估计算法[A], 中国医学物理学杂志, 2007.
- [72] C SHARP, <http://baike.baidu.com/view/6590.htm>.

## 致谢

研究生两年半的学习生涯即将结束，感觉自己成长很多，不仅在学业上，生活上，而且人生观、价值观都有所收获，这将都成为我终身的财富，而这些都离不开导师的指导与同学们的帮助和关怀。

感谢我的导师吴怡之副教授，从论文的选题到内容设计，甚至包括一些格式，吴老师都给了我很多指导，她除了学识渊博以外，工作非常认真负责，耐心细致，做事情很有计划，这些不仅能够让我更好更快的完成课题设计，也让我在对人对事上有所改变。最让我感动的是她不仅在学术上给了我很多的指导，在生活中她也给了我很多关怀与帮助。

感谢研究生阶段与我一起成长的同学，他们在这两年半给了很多帮助，特别是在论文实践中，帮我解决了很多问题。

感谢我的父母和亲人，他们一直给我无微不至的关怀与支持，让我能更好地学习、生活。

感谢各位专家教授在百忙之中对本文的审阅并提出宝贵的意见。

## 攻读硕士期间发表的论文

### 1、攻读硕士期间发表的论文

[1] 第一作者, 基于模糊综合评价的可穿戴心电信号质量评估, 计算机应用, 已发表。