



华南理工大学
South China University of Technology

硕士学位论文

可穿戴心电信号实时监护系统 的研究与设计

作者姓名	龚奇
学科专业	微电子学与固体电子学
指导教师	李斌 教授
所在学院	电子与信息学院
论文提交日期	2017 年 4 月

Study and Design on a Wearable Equipment for Real-time Monitoring of ECG

A Dissertation Submitted for the Degree of Master

Candidate: Gong Qi

Supervisor: Prof. Li Bin

South China University of Technology

Guangzhou, China

分类号：TN4

学校代号：10561

学 号：201420108394

华南理工大学硕士学位论文

可穿戴心电信号实时监护系统的设计

作者姓名：龚奇

指导教师姓名、职称： 李斌 教授

申请学位级别：工学硕士

学科专业名称：微电子学与固体电子学

研究方向：可穿戴式微系统集成、心电信号处理

论文提交日期： 年 月 日

论文答辩日期： 年 月 日

学位授予单位：华南理工大学

学位授予日期： 年 月 日

答辩委员会成员：

主席：_____

委员：_____

华南理工大学 学位论文原创性声明

本人郑重声明：所呈交的论文是本人在导师的指导下独立进行研究所取得的研究成果。除了文中特别加以标注引用的内容外，本论文不包含任何其他个人或集体已经发表或撰写的成果作品。对本文的研究做出重要贡献的个人和集体，均已在文中以明确方式标明。本人完全意识到本声明的法律后果由本人承担。

作者签名: _____ 日期: _____ 年 _____ 月 _____ 日

学位论文版权使用授权书

本学位论文作者完全了解学校有关保留、使用学位论文的规定，即：研究生在校攻读学位期间论文工作的知识产权单位属华南理工大学。学校有权保留并向国家有关部门或机构送交论文的复印件和电子版，允许学位论文被查阅（除在保密期内的保密论文外）；学校可以公布学位论文的全部或部分内容，可以允许采用影印、缩印或其它复制手段保存、汇编学位论文。本人电子文档的内容和纸质论文的内容相一致。

本学位论文属于：

☐ 保密，在 _____ 年解密后适用本授权书。

☐不保密,同意在校园网上发布,供校内师生和与学校有共享协议的单位浏览;同意将本人学位论文提交中国学术期刊(光盘版)电子杂志社全文出版和编入 CNKI《中国知识资源总库》,传播学位论文的全部或部分内容。

(请在以上相应方框内打“√”)

日期

电子邮箱:

联系地址(含邮编):

摘要

随着电子技术和移动互联网的飞速发展以及人们对自身健康关注度的不断提高,穿戴式医疗设备在市场上取得了长足的发展,其中心电信号监护产品的发展尤为迅速。但是目前市场上用于心电监护的穿戴式产品仍然存在着续航时间短,适用场合少,穿戴不便等问题。针对以上不足,本文研究并设计了一款可穿戴心电(electrocardiogram, ECG)信号实时监护设备,并对系统各个模块的研究和设计进行详细的介绍。

系统包括前端采集模块,信号处理模块,无线传输模块和上位机模块四部分。在前端采集模块中,针对传统心电采集使用的湿电极价格昂贵、持续佩戴时间有限的缺点,本文采用了一种新型干电极(纸电极)作为心电采集电极。对比两种电极各方面的性能,使用纸电极不仅提高了人体佩戴的舒适度,而且能满足用户长时间多次佩戴的应用需求。在无线传输模块中,基于蓝牙低功耗技术进行无线数据传输,并采用差错重传机制保证原始 ECG 信号的完整性。上位机模块用于实时显示原始心电信号和由信号处理模块计算的心率结果,并且实现运动状态下的心电信号处理。

由于纸电极与人体的接触阻抗相对较大,与人体接触也不如湿电极紧密,在运动情况下,纸电极采集到的心电信号更容易受到外界干扰,基线漂移和运动伪迹很大。在信号处理模块中对静止状态下的心电信号采用改进的 Pan-Tompkins 算法进行心率计算,对运动状态下的心电信号采用 symlets4 小波进行多尺度分解,取第三尺度细节系数进行非线性滤波,在保证滤除多种噪声的同时,降低了系统的计算量,满足实时监护的要求。系统采用自适应阈值算法实现 QRS 检波并计算心率,提高了在强运动伪迹干扰下的检测准确率。

最后,本文对系统软硬件和信号处理算法进行测试。系统测试结果表明,系统工作正常,满足系统设计的各项要求。以 MIT-BIH 心率失常数据库数据为标准对 ECG 特征提取算法进行验证,改进的 Pan-Tompkins 算法的 R 波检测率为 $Se = 99.74\%$, $+P = 99.66\%$, 基于小波多分辨率分析的 R 波检测准确率为 $Se = 99.28\%$, $+P = 99.77\%$ 。实际使用中得到的心率与市面产品相比的平均偏差为 $\pm 3\text{bpm}$ (beats per minute)。

关键字: 穿戴式设备, 纸电极, 心电监护, 小波变换, 自适应阈值。

Abstract

With the rapid development of electronic technique and mobile internet, as well as the improvement of people's attention to self-health, wearable armamentariums have achieved great progress in the market, especially the products for ECG monitoring. Even so, there are still lots of problems such as short lift time, few applicable occasions, hard to wear on et al. existing in these devices. To overcome the shortages above, a kind of wearable real-time ECG monitor has been developed in this paper, and the research and design of each module in the monitor system are detailed at the same time.

The monitor system consists of four parts, which are sampling front end, signal process module, wireless communication module and host computer respectively. The sampling front end adopts a new kind of electrodes (paper electrode) as ECG collection electrode instead of conventional wet electrodes, because the conventional wet electrodes are not only expensive but also hard to last a long term for ECG collection, while the paper electrodes performs better in these area. Bluetooth low energy (BLE) has been used in the wireless communication module, and error retransmission mechanism is set to ensure the integrity of ECG data. A real-time ECG signal and heartrate are shown on the host computer which process the original ECG data and detect the QRS complex when the users are in movement.

Since the contact resistance between paper electrodes and users is relatively higher than wet electrodes and the closeness between paper electrodes and users is inferior to wet electrodes, ECG signals gathered with paper electrodes are more susceptible to noise interference which means greater baseline wander, more motion artifact noise. To solve these problems with computation complexity as low as possible, a modified Pan-Tompkins algorithm is adopted to calculate heartrate during the static state while the wavelet multiresolution analysis with dynamic threshold is for exercise state. Symlets4 wavelet is chosen as the wavelet function while the decomposition scale is 3. After the ECG is decomposed, it comes to a kind of nonlinear filter for further de-noising. Through the proposed design, the computation is lowered while the system can still work in real-time mode and can achieve high accuracy when ECG signal is disturbed by heavy motion artifact.

At last, tests are applied to the system and algorithm. The results show that system works well and the design requirements are fulfilled. MIT-BIH arrhythmia database is used to test the performance of ECG feature extraction. The accuracy of R wave detection is $Se = 99.74\%$, $+P = 99.66\%$ with modified Pan-Tompkins while $Se = 99.28\%$, $+P = 99.77\%$ with wavelet multiresolution analysis. The mean variation between the proposed system and products from

market is ± 3 BPM.

Key words: wearable device, paper electrode, ECG monitoring, wavelet transform, adaptive threshold.

目录

摘要.....	I
Abstract.....	II
第一章 绪论.....	1
1.1 研究背景.....	1
1.2 穿戴式设备研究现状.....	2
1.3 本文研究内容和组织架构.....	8
1.3.1 课题来源.....	8
1.3.2 论文主要工作.....	8
1.4 论文组织结构.....	9
1.5 本章小结.....	9
第二章 ECG 信号处理算法设计.....	10
2.1 ECG 算法设计框架.....	10
2.2 小波分析基本理论.....	11
2.2.1 小波分析的引入.....	11
2.2.2 小波变换.....	12
2.2.3 离散小波变换和多分辨率分析.....	12
2.3 动态 ECG 特征提取算法设计.....	14
2.3.1 算法流程.....	15
2.3.2 小波函数和分解尺度的选取.....	15
2.3.3 非线性滤波算法设计.....	18
2.3.4 自适应阈值判决模块设计.....	19
2.4 静态 ECG 处理算法设计.....	22
2.5 本章小结.....	25
第三章 ECG 监护系统设计.....	26
3.1 系统总体设计.....	26
3.2 系统硬件设计.....	27
3.2.1 采集前端总体架构.....	27
3.2.2 新型干电极——纸电极.....	28

3.2.3 模拟前端设计	29
3.2.4 MCU 和无线方案	30
3.2.5 电源管理模块	31
3.3 系统软件和 PC 上位机设计	32
3.3.1 采集前端程序设计	32
3.3.2 PC 上位机程序设计	35
3.4 本章小结	36
第四章 ECG 监护系统测试	38
4.1 电极性能对比测试	38
4.2 静态 ECG 算法验证	39
4.2.1 MIT-BIH 数据库和性能参数	39
4.2.2 MATLAB 算法验证和性能对比	40
4.2.3 实际信号测试	42
4.3 动态 ECG 算法验证	44
4.3.1 MATLAB 算法验证和性能对比	44
4.3.2 实际信号测试	45
4.4 整机性能测试及性能对比	46
4.5 本章小结	47
总结与展望	48
工作总结	48
后续工作展望	49
参考文献	51
攻读硕士学位期间取得的研究成果	55
致谢	56

第一章 绪论




1.1 研究背景

随着社会工作节奏的变化以及人类生活环境的改变,心脑血管疾病已经从传统的老龄化健康问题变为中老年甚至年轻人都必须面对的健康问题。2014 年我国约有 7000 万心血管疾病患者,城市和农村心血管疾病致死人数占全部死亡人数的比率超过 40%^[1]。作为心血管疾病检测的重要依据之一,ECG 信号目前仍然是心血管疾病诊断以及预测的重要判据。

传统的心电监护设备体积大,成本高,仅适用于专业的医护人员操作使用,使用环境仅仅局限于医院各类监护室场合。心血管疾病的长期性和突发性等特性使得心血管疾病患者大都需要长时间的监护,而传统的心电监护设备难以满足这种需求。

近年来,随着微电子技术,计算机技术以及无线电技术的高速发展,穿戴式医疗电子设备在医疗领域受到了越来越多的关注。许多电子公司以及互联网公司都在穿戴式电子设备上投入了巨大的成本,也取得了一定的研究成果,例如小米公司推出的小米智能手环,泰控心仪公司的“单导联心电记录仪”,三星智能手表 Gear 等。这些设备都用于 ECG 监护,但是使用方法却各有千秋,监护效果也不尽相同。表 1-1 所示为几种常见的心电监测设备的参数特点。

表 1-1 心率监测设备参数对比

设备	特点	优缺点
 手环	1. 采用光电容积法作为传感器 2. 与手机配套使用,功能多样	1. 佩戴方便,续航时间相对较长 2. 检测准确性相对较差
 单导联心电 仪	1. 使用传统的心电电极作为传感器 2. 能简易分析心电信号	1. 心电信号可视化和简易分析 2. 续航较短,信号分析有待提高
 手持式心电 仪	1. 不使用电极片 2. 快速心电检测	1. 测试快速,操作简单 2. 检测异常现象相对较少 3. 不利于长时间测试

通过比较参数并结合实际使用体验发现，上述产品都存在各自的优缺点：腕带式产品虽然穿戴方便舒适，但是检测可靠性却有待提高；心电仪虽然监测结果相对准确，但是长时间佩戴体验以及信号分析仍有待提高。因此，研究开发一款用于长时间的，适用于静止和运动场合的穿戴式心电监测设备，具有良好的市场前景和商业价值。

1.2 穿戴式设备研究现状

从最早的 Holter 心电监护系统的出现至今，穿戴式心电监护技术的发展已经有几十年的历史了。穿戴式心电监护设备由最初的存储困难，诊断率低，价格昂贵发展至如今的无线传输，网络存储分析，智能化诊断。设计穿戴式心电监护设备的关键技术主要为前端信号采集，无线数据传输，ECG 数据处理分析三大部分。本文将从上述三个部分对国内外的研究现状进行调研。

1，心电信号检测传感器调研

ECG 信号的产生机理是：人体心跳过程中，心肌细胞的退极化和复极化等活动产生的生物电变化将通过心脏周围的组织和体液传导至人体体表，通过测量人体体表的生物电变化并绘制成图即可得到心电图^[2]。心电信号属于微弱的生物电信号，具有以下几点典型特征^[3]：

- (1) 幅值很低。峰峰值约为 0.01~5mV，典型值为 1mV。
- (2) 频率较低。频谱范围为 0.05~100Hz，主要能量集中在 0.05~40Hz。
- (3) 随机性强。受人体活动，生理状态影响很大。
- (4) 不稳定性。人体活动以及外界干扰对采集结果影响很大。

原始的心电信号通过特定的生物电极进行采集。目前使用的电极包括湿电极，干电极，织物电极等，这些电极都能很好地用于采集微弱的生物电信号^[4]。传统的心电监护设备使用湿电极作为前端电极。湿电极使用银-氯化银(Ag/AgCl)作为电解质，优点是导电性好，与人体皮肤接触阻抗小，采集到的信号受外界干扰相对较小，信噪比高，适用于临床心脏功能分析使用。然而湿电极随着使用时间的增加，凝胶电解质逐渐变干，采集到的信号也会随之衰弱，长时间佩戴湿电极也会影响用户皮肤的舒适度。干电极由于没有使用凝胶电解质，不会出现上述现象。非侵入式干电极和皮肤的耦合是电容耦合式的，电极和皮肤之间的接触阻抗受贴合程度，皮肤湿度等因素影响很大，而侵入式干电极则有可能损伤角质层，具有感染的风险。采用刚性材料制作的干电极很难与皮肤完美

贴合，导致在运动情况下，电极与人体的接触面积变化很大，接触阻抗也随之变化，运动伪迹更难消除。织物电极在制作过程中将导电银膏印制在织物上形成图案状的电极或电路，银膏主要成分包括银，聚合物，溶剂，聚酯，环己酮等成分，兼具导电性和粘附性等特点。织物电极是对传统干电极的改进，结合了传统干电极和湿电极的优缺点，但是制作过程复杂，价格相对较高。表 1-2 对三种电极的性能进行了总结。

表 1-2 三种电极性能对比

电极	优点	缺点
湿电极	1, 导电性好 2, 粘附性好	1, 不适合长期佩戴 2, 舒适度相对较差
干电极	1, 适合长时间佩戴 2, 佩戴舒适	1, 信号质量相对较差
织物电极	1, 兼顾导电性和长时间佩戴	1, 制作复杂，价格较高

基于上述对比，国内外研究人员针对于各种电极特性研发了相应的产品。上海交通大学的孟莹设计的智能心电监护系统采用的是柔性 MEMS 干电极阵列^[5]；Jerald Yoo 等人设计的 ECG 采集系统则采用基于 T 恤的平面织物电路^[6]；目前很多主流的心电监护设备使用的电极以湿电极为主^[7-9]。

2, 无线数据传输调研

无线通讯技术的发展使得后端数据处理与前端信号采集在物理层面上分离开来，真正促进了医疗电子的便携性。目前的无线通讯技术主要是指以蓝牙（Bluetooth）或蓝牙低功耗（Bluetooth Low Energy, BLE），Wi-Fi，ZigBee 为主的短距离无线通讯技术。蓝牙和 ZigBee 工作在 2.4GHz 的载波频段。蓝牙的有效通信范围大约为 10m，能实现一对多互联，以大约 1Mb/s 的速度进行数据传输，特别适合小型的移动通信设备。蓝牙技术特别是 BLE 技术是一种低成本、低功耗、短距离的无线通信技术；ZigBee 与蓝牙相比通信距离范围跨度更广，速率更慢，功耗也更低。ZigBee 的主要特点是支持自组网，能更好地支持游戏，家庭智能化等应用。Wi-Fi 是指具有完全兼容性的 802.11 标准 IEEE802.11n 子集，载波频率为 2.4G 或 5GHz。Wi-Fi 的主要用途是提供无线局域网的接入，能实现百 Mb/s 级别的速率。Wi-Fi 的特点是传输范围广，速度快，但是功耗相对较高。文献^[10]对三种无线通信技术进行了对比。

表 1-3 三种无线通信技术特性对比

名称	通信距离	传输速率	安全性	功耗
蓝牙	10~100m	1Mb/s	高	较高
Wi-Fi	100m	600Mb/s	低	高
ZigBee	10~75m	100Kb/s	中等	低

通过对比可以看出，蓝牙技术具有最高的通信安全性，适合用于传输个人生理信息这类隐私信息。在功耗和传输速率方面，蓝牙技术是 WiFi 和 ZigBee 技术的折中。由于穿戴式设备低功耗的要求，Wi-Fi 技术不适合用于可穿戴设备。考虑到实时传输生理信号对数据的传输速率也有一定的要求，ZigBee 技术在数据传输速率上也面临着挑战。近几年，随着蓝牙低功耗技术的出现，穿戴式生理信号的无线传输迎来了更好的解决方案。蓝牙低功耗技术是蓝牙技术规范的子集，相对于传统蓝牙，BLE 具有更低的功耗，相对较低的传输速率。目前的智能手机也大都集成蓝牙设备，可以方便在移动设备上开发相应的应用软件。

3，心电信号处理分析调研

原始的心电信号是微弱的生物电信号，在采集的过程中会被各种外界噪声淹没。心电监护必须去除原始心电信号中的噪声，最后提取有用的特征值。心电信号处理技术包括硬件处理和软件处理两部分。

硬件处理技术主要用于对原始的心电信号进行滤波放大，主要由各种滤波放大电路和部分外围电路构成。针对 ECG 信号的特点，各厂商也提出了相应的 ECG 处理芯片。AD8232 集成芯片是亚德诺（ADI）公司生产的一款单导联心率监护前端，用于 ECG 及其它生物电测量应用的集成信号调理模块。AD8232 的特点是能手动配置以适应于不同的应用场景。BMD101 是神念科技公司的第三代生物信号检测处理芯片，集成了一个高性能的模拟前端电路和一个灵活且功能强大的信号处理模块。通过神念科技的私有算法，BMD101 能采集原始的生物信号后直接输出相应的生理参数。ADS1292R 是德州仪器（TI）公司生产的一款低功耗，双通道，高精度的生物信号测量前端。ADS1292R 内置晶振电路和参考源，集成呼吸阻抗测试以及灵活的低功耗配置特性使得它非常适用于生物电信号监测。表 1-4 为三种集成芯片的特性对比。

表 1-4 三种集成芯片特性对比

芯片	功能	功耗	外围电路复杂度	应用场合
AD8232	ECG 前端调理	300uW	较高	1, 穿戴式 ECG 2, 游戏外围设备
BMD101	ECG 前端调理和后端处理	960uW	低	1, 穿戴式 ECG 2, 健身疲劳监测
ADS1292R	多通道 ECG 前端调理	340uW/通道	高	1, 穿戴式 ECG 2, 运动健身

由表 1-4 可以看出, BMD101 由于集成了数字信号处理模块, 功耗相对较高, 但是外围电路简单, 可配置度低, 适用范围较窄; ADS1292R 的多通道能用于 5 导联系统, 采集到的 ECG 信号特征更加丰富, AD8232 在单导联系统上可配置性更强。根据不同需求可选用不同的芯片作为前端信号处理模块。

心电信号的软件处理属于数字信号处理领域, 包括预处理和特征提取两部分。心电信号的预处理是指消除心电信号中的工频干扰, 基线漂移, 运动伪迹等噪声, 得到纯净的心电信号, 便于特征提取。ECG 去噪的方法很多, 传统的滤波算法分别从时域或频域出发, 结合 ECG 和噪声的时间和频谱特性, 滤除相应的噪声。Jiapu Pan 和 Willis J. Tompkins 早在 1985 年设计的实时 QRS 检波算法^[11]就是在时域上采用数字滤波器的方法来消除 ECG 中的基线漂移和工频干扰, 实现该算法的优点是采用级联的处理结构, 计算量小, 易于实现, 缺点是无法很好地消除运动伪迹的影响, 只适用于静态监护场合。随着数字信号处理技术的发展, 传统滤波器的结构和性能在不断改进的同时, 新的预处理技术也开始走进科研和生产领域。Kiran Kumar Patro 等人设计了基于数字滤波器的级联窗口对 ECG 进行去噪, 取得了很好的效果^[12]。Gaurav Makwana 和 Lalita Guota 采用自适应滤波方法来消除 ECG 中的随机噪声, 在取得一定去噪效果的同时很好地保留了 ECG 的原始信息^[13]。

心电信号的特征提取包括 P 波, QRS 波群, T 波等信息, 每个具体的波都对应着特定的心脏活动和电生理阶段。在穿戴式心电监护设备中, 由于只使用单导联进行心电信号采集, 获取的 ECG 信号中包含的 P 波和 T 波段的信息相对较少, 因此, 穿戴式心电监护设备的心电图特征检测主要以 QRS 检波为主。QRS 检波方法很多, 包括差分滤波法, 自适应滤波法, 小波变换法, 模板匹配法, 人工神经网络法, 经验模态分解法等。

(1) 差分滤波法

差分滤波法的依据是 QRS 波群的频谱主要集中在 10~25Hz, 在进行 QRS 检波前利

用滤波器对心电信号进行预处理以削弱其它信号成分和噪声。滤波后的信号作为特征信号通过对比固定或者自适应阈值或自适应阈值检测 QRS 波的发生。Pan-Tompkins 算法就是使用的这种思路。差分滤波法的缺点是由于噪声和有效信号之间的频率存在着混叠,所以一般的滤波方法和频率分析很难对混叠的噪声进行有效的滤除。

(2) 自适应滤波法

自适应滤波器是能够根据输入信号自动调整性能进行数字信号处理的数字滤波器。通常 ECG 信号混有多种噪声,尤其是在穿戴式设备中,运动伪迹对 ECG 信号的影响尤为明显。运动伪迹会占据 ECG 信号的整个频谱,因此很难利用一般的滤波器单独滤除这部分噪声。P.Laguna^[14]、N.V.Thakor^[15]和 E.R.Ferrara^[16]等人都对自适应滤波方法去除 ECG 信号噪声进行了研究。N.V.Thakor 和 E.R.Ferrara 分别提出了自适应脉冲相关滤波器(Adaptive impulse correlated filter,AICF)和时间序列自适应滤波器 (Time-sequenced adaptive filter,TSAF)方法。P.Laguna 对 N.V.Thakor 提出的方法进行了深入的分析。自适应滤波的方法在有良好的参考信号的情况下能够较好地滤除 ECG 信号中的噪声,对运动伪影也能有比较满意的结果,但是自适应滤波要求有参考信号(通常不容易获得),增大了硬件开销(比如参考电极等)。

(3) 小波变换法

小波变换是时间—尺度分析和多分辨分析的一种新技术。与 Fourier 变换相比,小波变换是空间(时间)和频率的局部变换,因而能有效地从信号中提取信息。通过伸缩和平移等运算功能可对函数或信号进行多尺度的细化分析。Schuck^[17]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间的关系,可以发现 QRS 波群的能量大多集中在尺度上,在大于尺度上则大大减小,而运动伪迹、基线漂移等能量大都集中在大于的尺度上。因此在对心电处理时,通常都取到尺度上的小波变换结果来进行分析。西安交通大学的 Cuiwei Li 等人采用小波变换算法检测 ECG 的 QRS 特征点^[18],寻找模极值对的准确率达到 99.85%,类似地,Porto 大学的 Martínez J P 等人采用小波评估不同标准数据库中的 ECG 信号,寻找模极值点的准确率高于 99.56%^[19]。小波方法实现了对信号多频率多尺度的分析,但是对于突然变化和有效信号之间的频率存在着混叠的噪声不能起到良好的效果,在尺度选择上不能完全自动选择最佳尺度进行分析,而且小波变换的计算量较大,不能满足实时要求。

(4) 人工神经网络法

人工神经网络由于其良好的自学习能力和非线性特性,被广泛地应用于 ECG 信

号 QRS 波检测的研究。Q. Xue, Y 等人提出了一种基于神经网络的自适应匹配滤波检测 QRS 波的方法^[20]。人工神经网络天然就是非线性系统。具有隐层的人工神经网络理论上可以接近于现实世界的任何函数。Q. Xue, Y 等采用自适应模板的方法, 首先把检测到的最近四个正常 QRS 波作为模板组, 当检测到下个正常 QRS 波时, 加入并更新模板组(移出最早检测的 QRS 波), 最后的模板由这最近更新的四个正常 QRS 波平均得到。因为模板也同样需要进行白化, 使其通过和上述信号白化同样的滤波器得到白化后的模板信号, 白化后的模板信号和白化后的 ECG 信号一起通过匹配滤波器, 得到的信号最后进入后续的 QRS 检测。神经网络具有良好的非线性、模式识别和预测能力, 但是由于 ECG 信号多变、神经网络结构多样和计算量大使得在 ECG 信号实时检测应用受到一定的限制。

(5) 经验模态分解法

经验模式分解算法是一种时序数列的分解算法.与常用的方法相比, 它是直接的, 自适应的, 基于数据本身的方法.近年来经验模式分解算法应用在图像处理、故障诊断、地震数据分析、心律变异分析, 特征提取等诸多方面, 并且取得了丰富的研究成果。Manab 等人利用了经验模式分解的带通滤波特性, 提出了利用经验模式分解和连续小波变换的方法进行 QRS 波检测^[21]。首先通过经验模式分解对 ECG 信号进行分解, 去除高频噪声和低频噪声的频带重构 ECG 信号, 这样做的目的是为了降低 ECG 信号中的噪声, 增强 QRS 波信号特征; 然后利用重构 ECG 信号进行连续小波变换, 最后通过阈值检测出 R 波的位置。由于 ECG 信号在 EMD 分解过程中计算量相对较大, 该算法不大适合实时要求的场合。

通过以上调研可以看出, 用于生理信息监测的设备在软硬件上都取得了长足的发展。从传统的多导联系统到穿戴式的单导联系统, 从传统的有线通讯到低功耗无线通讯, 应用于各种场合的信号处理技术也层出不穷。根据特定的应用场合选择相应的技术并进行特殊的优化是如今穿戴式监护产品面临的重要挑战。

4. 心电信号处理专用集成电路调研

在已有的 ECG 信号处理技术上, 结合微电子工艺技术, 科研人员开始研究和设计低功耗, 低成本和高可用性的专用集成电路(ASIC)用于 ECG 信号的预处理和特征提取。相比于模拟前端调理, 通用计算平台进行数字后端处理及特征提取的设计模式, ASIC 能有效降低系统的占用空间, 方便开发人员的二次开发。刘新等人基于 $0.18\mu\text{m}$ CMOS 工艺, 采用对称小波变换算法, 设计了一款专用于 ECG 信号处理的多功能 IC^[22]。该芯片

能实时实现基线漂移，噪声消除，QRS 波探测和心率计算等功能。李鹏等人采用低尺度的哈尔小波变换设计了一款低功耗、高精度的 QRS 波检测芯片，大大降低了系统的计算复杂度和功耗^[23]。David Da He 等人采用一种新的技术实现了心率计算^[24]。该计算使用一种利用 ECG 波形特征的拓扑技术代替传统 ECG 监测使用的仪表放大器，ADC 和信号处理器。

通过以上调研可以看出，采用微电子技术实现的 ECG 信号处理芯片有着低功耗，低成本的优势，但也存在着可配置性差，适用范围窄的缺点。由于 ECG 信号受到噪声的干扰以及人体自身生理条件的影响，ECG 的变化范围很大。研究并设计适用范围广，同时检测准确度高的 ASIC 是当前研究的一个重要目标。

1.3 本文研究内容和组织架构

1.3.1 课题来源

本课题来源于中国科学院半导体研究所和北京北医三院共同支持的项目“无线微型生命体征监测系统研发”。主要在穿戴式设备中完成人体生理信号的采集与处理并提取相应的特征，最后设计出相应的产品。

1.3.2 论文主要工作

本课题的研究目标是研究并设计一款穿戴式心电信号监护系统，结合目前使用广泛的 BLE 技术，将 PC 或移动设备作为后端数据处理中心，在静止和运动条件下能采集并存储心电信息，通过特定的心电信号处理技术提取相应的生理参数，实现对个人生理信息的实时监护。

本文的主要工作如下：

(1) 设计 ECG 信号采集电路。在电极上选取一种新型干电极——自润湿纸电极作为前端电极。以 AD8232 芯片作为 ECG 信号调理模块，结合芯片的可配置特性以及纸电极的电子特点对原始心电信号进行初步的模拟去噪。配合其它的低功耗，低成本，高集成度芯片，完成整个前端采集系统的搭建。

(2) 研究并设计可用于静止和运动条件下的 ECG 预处理算法和 QRS 检波算法。结合纸电极与人体贴附不够牢固，与人体接触阻抗相对较大，采集到的信号运动伪迹很大等特点，在运动和静止条件下采用不同的算法对 ECG 信号进行处理。静止条件下，直

接在采集前端的单片机上采用简化并改进的 Pan-Tompkins 算法完成 ECG 信号的预处理与 QRS 检波。在运动条件下，直接将原始的 ECG 信号发送至上位机，采用基于小波多分辨率分析技术进行 ECG 信号预处理；使用自适应阈值算法进行 QRS 检波并计算心率。第二代小波继承了第一代小波的多分辨率的特征，小波变换后的系数是整数，计算速度快，计算时无需额外的存储开销，适合需要实时计算的场合。

1.4 论文组织结构

论文的主要结构如下：

第一章绪论。介绍本文工作的研究背景和意义、国内外研究现状和本文的主要工作。

第二章 ECG 信号处理算法设计。主要针对纸电极采集到的信号特点以及静止和运动场景，介绍 ECG 信号处理的算法思路 and 具体设计。详细讲解了 Pan-Tompkins 算法的思路以及针对嵌入式设备计算资源的优化和基于小波多分辨率分析和自适应阈值的 QRS 检波算法。

第三章 ECG 采集前端电路设计。主要阐述 ECG 采集前端的系统框架，各模块的芯片选型和电路设计，包括 ECG 信号调理模块，ECG 信号处理模块，电源管理模块，数据通信与校验模块。

第四章 ECG 监护系统性能测试。主要测试了采集前端模拟电路的信号质量，验证改进的 Pan-Tompkins 算法和基于小波多分辨率分析的 QRS 特征提取性能，最后对在本课题设计的平台上提取的 ECG 信号进行验证。

最后是总结与展望。总结全文工作，分析未来有价值的研究方向。

1.5 本章小结

本章主要介绍了论文的研究背景和意义，总结了国内外研究现状，阐述了论文的研究内容，最后给出论文的组织架构。

第二章 ECG 信号处理算法设计

本章针对纸电极的电气特点，提出了一种新的 ECG 特征提取算法：通过平稳小波变换的多尺度分析，结合非线性低通滤波器和自适应阈值的 QRS 检波算法解决在运动状态下的实时监测问题；通过改进的 Pan-Tompkins（PT 算法）实现在静止状态下实时检测 QRS 的问题。

2.1 ECG 算法设计框架

ECG 信号处理算法主要分为两个部分：静止状态和运动状态。静态条件下的 ECG 信号受噪声干扰较小，信噪比高，可以直接采用时域的方法——改进的 PT 算法进行 R 波提取。动态条件下，纸电极与人体接触不够牢固，由电极引入的运动伪迹很大，ECG 信号的信噪比很低，采用小波多分辨率分析，去除基线漂移和低频噪声的影响，然后采用非线性低通滤波器增加 R 波和 P 波以及 T 波的差异，最后基于自适应阈值判决算法提取 R 波并计算心率。算法框架如图 2-1 所示。

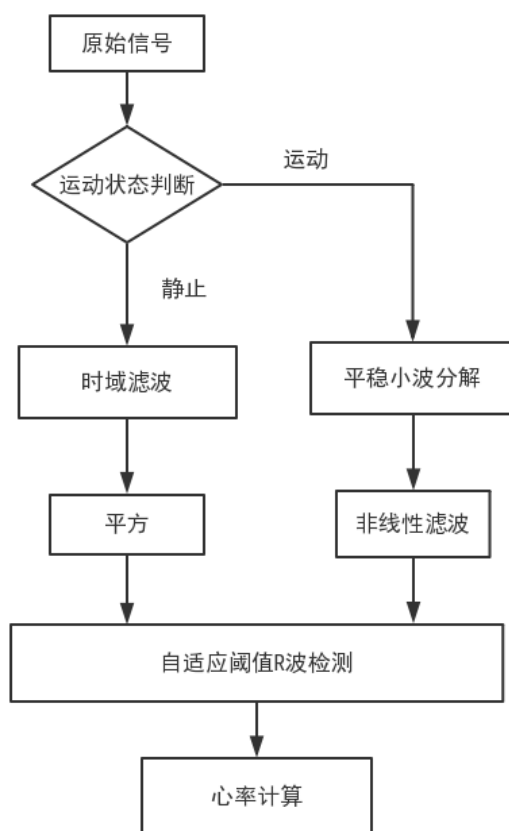


图 2-1 可穿戴心电监护设备框架图

2.2 小波分析基本理论

2.2.1 小波分析的引入

在信号分析领域，传统的方法是傅里叶变换（FT），但是傅里叶变换有很大的局限性，即信号是完全在频域展开的，不包含任何时域信息。为了解决此问题，人们对傅里叶分析进行了推广，提出了很多能同时表征信号的时域和频域的分析方法^[25]。由傅里叶变换发展而来的短时傅里叶变换(STFT)是一种最简单的时频分析方法。短时傅里叶变换的基本思想是在待处理的信号上加窗，将加窗后的信号再进行傅里叶变换。加窗后的信号的变换结果为时刻 t 附近的局部频谱，通过移动窗函数，可以计算任意时刻 t 附近的频谱。因此短时傅里叶变换可以用于处理非平稳信号。式 2-1 为连续时间信号 $s(t)$ 的短时傅里叶变换

$$\text{STFT}(t, \omega) = \int_{-\infty}^{+\infty} s(\tau) \gamma^*(\tau - t) e^{-j\omega\tau} d\tau \quad (2-1)$$

可以看出，信号经 STFT 后是时间 t 和频率 ω 的函数。所以信号经短时傅里叶变换后能同时反映时域和频域的信息。但是短时傅里叶变换也有很大的不足，即当窗函数 $\gamma(t)$ 确定后，矩形窗的宽度就确定了，此后只能平移窗函数的位置，而不能改变窗口的形状。因此，短时傅里叶变换实质上是一种单一分辨率的分析。

ECG 信号是一种非平稳的准周期信号，如图 2-2 所示，在 QRS 波段，信号频率较高，P，Q，S，T 波段频率则相对较低，其它时刻频率更低。对于短时傅里叶变换，一旦窗函数确定后，分辨率也就确定了，无法在任何时刻观测到 ECG 信号的各个特征，因此需要一种新的变换满足在不同的时刻不同的分辨率下观察信号。小波变换就是基于这种需要同时在不同的分辨率下分析信号的需求下发展而来的。

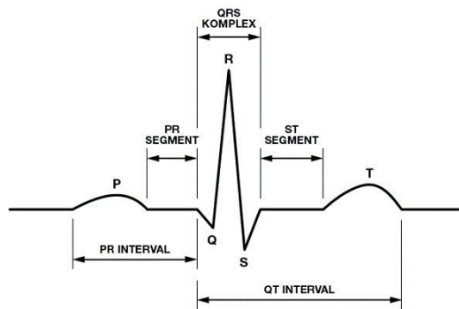


图 2-2 标准心电图

2.2.2 小波变换

小波变换解决了短时傅里叶变换单一精度的问题，式 2-2 为小波变换的定义。小波函数 $\psi(t)$ 满足式 2-3 所示的容许条件，其中 $\psi(\omega)$ 是 $\psi(t)$ 的傅里叶变换。容许条件说明小波函数必须是紧支撑的，即小波函数只在局部的定义域内有非零值，小波函数本身是振荡的，且不含直流分量。从公式 2-2 可以看出小波函数包含 a , b 两个参数， a 为尺度因子，表示小波函数的窗口范围， b 为平移因子，表示小波变换中的移位程度。

$$WT(a,b) = \frac{1}{\sqrt{a}} \int f(t) \psi\left(\frac{t-b}{a}\right) dt = \langle f(t), \psi_{a,b}(t) \rangle \quad (2-2)$$

$$C_\psi \equiv \int_{-\infty}^{+\infty} \frac{|\psi(\omega)|^2}{|\omega|} d\omega < \infty \quad (2-3)$$

从小波变换原理可以看出，小波变换可以采用不同的分辨率分析非平稳信号中不同的频率分量。具体做法是，在分析低频信号时，采用长时短频窗口函数；在分析高频信号时，采用短时长频窗口函数。

2.2.3 离散小波变换和多分辨率分析

连续小波变换中，尺度因子和平移因子都取连续变化的值，在实际工程应用中需要计算连续积分，计算量很大。离散小波变换（DWT）通过离散化尺度因子和平移因子得到。在数字信号处理中，待处理的数据都是通过模数转换器（ADC）得到，数据以有限长度的离散值存在，因此，DWT 更适合在计算机中完成，是实际工程中使用更广泛的方法。将尺度因子 a 和平移因子 b 取不同的离散值，即 $a = a_0^j, b = kb_0 a_0^j, k, j \in \mathbf{Z}$ ，带入式 2-2 得

$$WT(a,b) = |a_0|^{-\frac{j}{2}} \int f(t) \psi^*(a_0^{-j}t - kb_0) dt = \langle f(t), \psi_{a,b}(t) \rangle \quad (2-4)$$

特殊的，取 $a_0=2, b_0=1$ ，可以得到二进小波(Dyadic Wavelet)。

$$WT(j,k) = 2^{-\frac{j}{2}} \int f(t) \psi^*(2^{-j}t - k) dt = \langle f(t), \psi_{j,k}(t) \rangle \quad (2-5)$$

实际应用中，信号都是以有限个离散值的形式存在的，式 2-5 可写成

$$WT(j,k) = \frac{1}{F_s} 2^{-\frac{j}{2}} \sum_n f(n) \psi^*(2^{-j}n - k) \quad (2-6)$$

式 2-6 为快速小波分解算法提供了数学基础，Mallat 提出了快速小波分解和重构算法^[26]，该算法极大降低了小波分析的计算量，大大促进了小波分析在信号处理等领域的

实用性。

对信号 $f(t)$ 进行在尺度 j_0 进行小波分解, 如式 2-7 所示。函数 $\varphi(t)$ 被称为尺度函数 (父小波), 反映信号的近似部分, 函数 $\psi(t)$ 被称为小波函数 (母小波), 反映信号的细节部分, 即高频振荡。尺度函数必须具有正交性, 如式 2-8 所示, 这样才可以通过基函数 $\varphi(t)$ 对目标信号进行分析。

$$f(t) = \sum_{k \in \mathbf{Z}} a_{j_0}(k) \varphi_k(t) + \sum_{j=j_0} \sum_{k \in \mathbf{Z}} b_j(k) \psi_{j,k}(t) \quad (2-7)$$

$$\langle \varphi_{j,k}, \varphi_{m,n} \rangle = 0, (j,k) \neq (m,n) \quad (2-8)$$

进行多分辨率分析必须满足以下性质^[27]:

(1) $\forall (j,k) \in \mathbf{Z}^2$, 若 $x(t) \in V_j$, 则 $x(t-2^j k) \in V_j$, 即平移不变性。其中, V_j 是基函数 $\varphi(t)$

在尺度 j 下张成的封闭空间。

(2) $\forall j \in \mathbf{Z}, V_j \supset V_{j+1}$, 即 $\cdots V_0 \supset V_1 \supset V_2 \supset \cdots V_j \supset V_{j+1} \supset \cdots$ (单调性)。也就是说低分辨率空

间可以完全由高分辨率空间表示。

(3) $\forall j \in \mathbf{Z}$, 若 $x(t) \in V_j$, 则 $x\left(\frac{t}{2}\right) \in V_{j+1}$, 即伸缩性。

(4) $\lim_{j \rightarrow \infty} V_j = \bigcap_{j=-\infty}^{+\infty} V_j = \{0\}$

(5) $\overline{\bigcup_{j \in \mathbf{Z}} V_j} = L^2(R)$, 该性质与 (4) 相对应。

(6) Riesz 基存在性: $\forall \varphi(t) \in V_0$, 使得 $\{\varphi(t-k)\}_{k \in \mathbf{Z}}$ 构成 V_0 的一个 Riesz 基。即 $\{\varphi(t-k)\}_{k \in \mathbf{Z}}$ 是线性无关的。特别地, 若 $\{\varphi(t-k)\}_{k \in \mathbf{Z}}$ 构成 V_0 的一个标准正交基, 则称 $\varphi(t)$

为正交尺度函数, 该性质与式 2-7 的分解相对应。

由上述性质可知, 对任意 $f(t) \in L^2(R)$, 有

$$f_j(t) = \sum_k c_k^j \varphi_{j,k}(t) \quad (2-9)$$

式 2-9 与 $\varphi_{j-1,k}(t)$ 作内积, 结合式 2-7 和伸缩平移性的正交性可得:

$$c_k^{j-1} = \sum_i c_i^j \langle \varphi_{j,i}, \varphi_{j-1,k} \rangle = \sum_i c_i^j h_{i-2k}^* \quad (2-10)$$

同理:

$$d_k^{j-1} = \sum_i c_i^j \langle \varphi_{j,i}, \psi_{j-1,k} \rangle = \sum_i c_i^j g_{i-2k}^* \quad (2-11)$$

从式 2-10 和 2-11 可知，低分辨率上的细节系数和近似系数可以由高分辨率的近似系数通过卷积计算得到，这就是 Mallat 算法的理论基础。Mallat 算法通过滤波器组实现信号的多分辨率分析，大大降低了小波分解的计算复杂度。Mallat 算法实现方式如图 2-3 所示，该算法的实现的主要思想是采用级联的滤波器和降采样法实现对细节系数和尺度系数的提取，通过多级滤波可以在不同的尺度上显示原始信号的近似序列和细节序列。

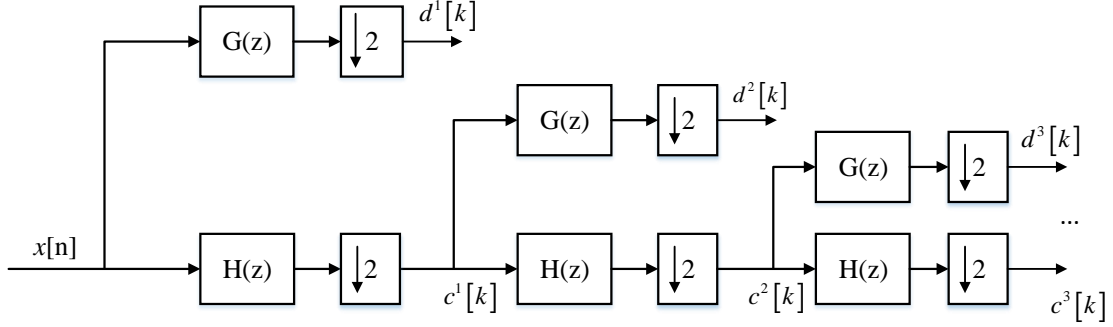


图 2-3 Mallat 算法原理图

由于采用降采样法，Mallat 算法每经一级小波分解，数据量就会减半。因此随着分解级数的增加，低频分量（近似系数）的数据量就会越来越少，以致于难以看清波形的变化全貌^[28]。Cohen 改进了 Mallat 算法，具体做法是在每阶小波变换后进行插值计算，保持小波变换后采样个数不变。Cohen 算法的原理框图如图 2-4 所示。M.shen 在此基础上将插值的样本全部取零值，即多孔算法（a'trous algorithm），基于多孔算法的小波变换也称为稳定小波变换（stationary wavelet transform, swt）或非抽样小波变换（Undecimated wavelet transform）。插值操作使得分解后的信号与原信号具有相同的采样数，具有时不变性，适合实时处理信号。

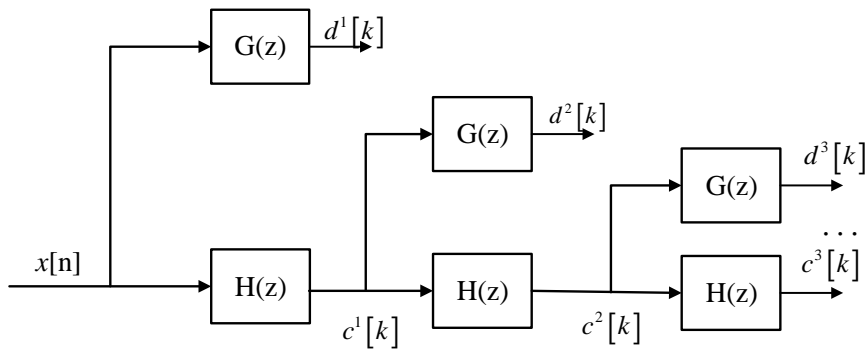


图 2-4 Cohen 算法原理图

2.3 动态 ECG 特征提取算法设计

ECG 信号属于微弱的生物电信号，在采集过程中受外界干扰很大。本文使用的纸电

极与皮肤的粘合度没有传统的湿电极高，通过纸电极采集到的信号受运动伪迹的干扰更加强烈。如图 2-5 是使用纸电极采集到的一段原始 ECG 信号，从图中可以看到 ECG 信号基线漂移很大，且部分 P 波和 T 波受运动伪迹干扰已经变形，传统的时域处理办法很难过滤运动伪迹的干扰，严重影响 R 波判断。小波多分辨率分析可以在不同的分辨率（不同的滤波频段）上对信号分析，采用稳定小波变换能保证时域不变性，非常适合 R 波检测。本文采用基于稳定小波变换和自适应阈值的 R 波提取算法实现动态条件下的心率计算。

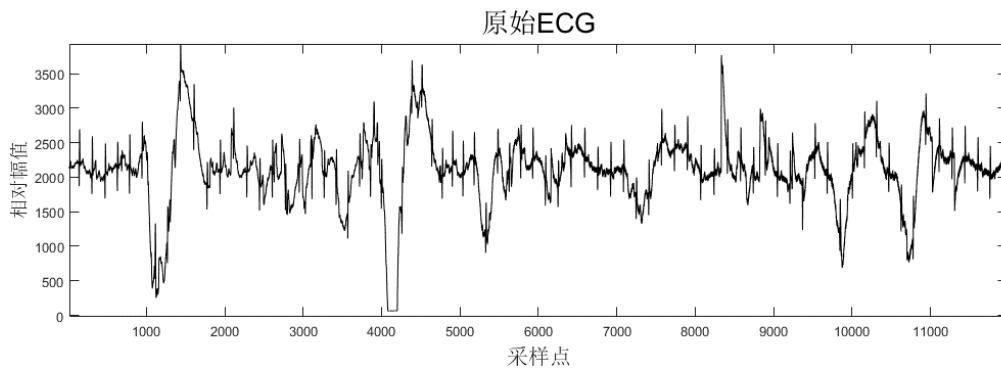


图 2-5 原始 ECG

2.3.1 算法流程

图 2-6 是用于动态心电信号 R 波提取算法的计算框图。原始 ECG 序列先经过稳定小波变换得到不同尺度的近似序列和细节序列，选取第三阶细节序列作为 R 波检测序列，由前文分析，在第三级分解尺度上仍然存在部分高频干扰，所以在进行 R 波检测之前对第三级细节序列进行非线性滤波，去掉部分高频噪声和运动伪迹的干扰，最后使用自适应阈值判决算法进行 R 波检测。

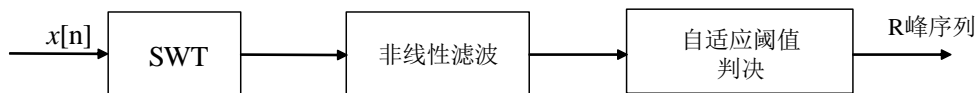


图 2-6 动态 ECG 特征提取框图

2.3.2 小波函数和分解尺度的选取

应用于工程领域的小波函数很多，常见的有 Haar 小波，Mexican Hat 小波，Morlet 小波，Daubechies 小波等。这些小波在紧支撑性，正交性，对称性，平滑性等特性上各不相同。文献^[29]分析了小波的各种特性在实际工程中的应用，表 2-1 是部分常用小波的特性总结。

表 2-1 常用小波基函数特性比较

小波函数	对称性	正交性	紧支撑性	平滑性	离散小波变换
Haar	对称	正交	有	差	可以
Daubechies	近似对称	正交	有	好	可以
Morlet	对称	不正交	无	-	不可以
Mexican Hat	对称	不正交	无	-	不可以
symlets	近似对称	正交	有	好	可以

结合小波基函数的性质和心电信号的特点,可知对小波基的选择必须满足一下要求:

- (1) 小波函数具有很好的频域分辨率,即好的正交性;
- (2) 小波必须是对称的,保证信号不失真;
- (3) 同一小波的消失矩和紧支撑长度相同。

结合上述要求, Hsin-Yi Lin 等人^[30]对不同小波分解重建信号后的信噪比进行了比较。发现 symlets 小波在 ECG 信号的分解重构中具有最高的信噪比。对于 symlets 小波,消失矩越大,支撑长度越长,对应的滤波器也就越平坦,小波分解后信号的能量越集中,但是计算量也随之增加。结合计算量和实际分解的需求,本文选取具有 4 阶消失矩的 symlets (sym4) 小波。Sym4 的尺度函数和小波函数如图 2-7 所示。

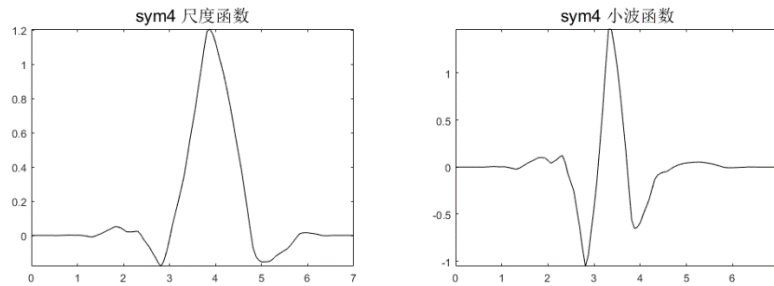


图 2-7 sym4 小波的尺度函数和小波函数

symlets 小波是在 Daubechies 小波 (dbN 小波) 的基础上提出来的,没有明确的表达式^[31],其等效滤波器系数可由 MATLAB 直接计算出来。以 200Hz 采样率为例, sym4 小波变换各尺度细节系数对应的频率范围如表 2-2 所示。

表 2-2 sym4 小波变化各尺度系数和频率范围对应表

尺度	频率范围 (Hz)
j=1	50~100
j=2	25~50
j=3	12.5~25
j=4	6.25~12.5
j=5	3.125~6.25
j=6	1.56~3.125
j=7	0.78~1.56

从表 2-2 可以看出, 在 $j=1$ 和 $j=2$ 尺度上信号以高频噪声为主, 基线漂移等低频信号则主要集中在尺度 $j=6$ 和 $j=7$ 或更高的分解尺度上。QRS 波的能量主要集中在尺度 3~5 之间。图 2-8 所示为 MIT-BIH 心率失常数据库 104 号数据部分信号的多尺度分解图。

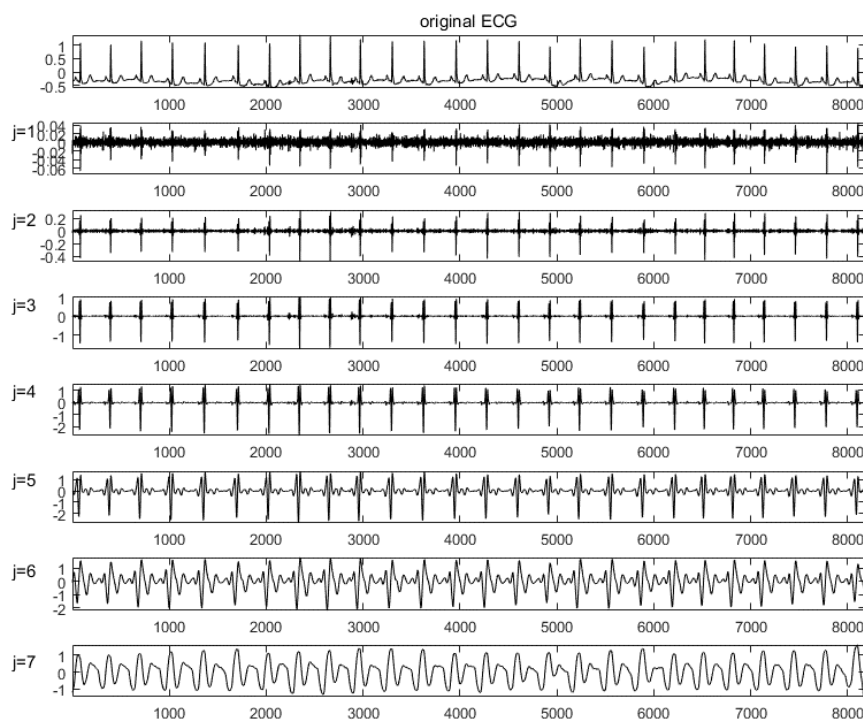


图 2-8 MIT-BIH No.228 数据 0~22.8s 多尺度分解图

从图中可以看出, 在尺度 $j=3,4,5$ 上, R 波信号相比于其它波形信号幅值较大, 适合用于 R 波检测。为了降低系统计算量, 本文采用第三尺度细节系数进行 R 波提取。但是第三尺度细节系数仍然含有少量的高频噪声, 需要进一步对该尺度上的细节系数进行滤波处

理才能有效进行 R 波提取。

2.3.3 非线性滤波算法设计

由上一节分析可知，第三尺度的细节分量仍然含有部分高频噪声，同时对于动态 ECG 信号，运动伪迹也会很大程度影响 R 波检测^[32]。线性滤波器可以使用简单的数学表达式描述，具有较好的滤波特性并且易于实现。然而，当信号频谱与噪声频谱混叠时或者当信号中含有非叠加性噪声时(例如由系统非线性引起的噪声或存在非高斯噪声等)，线性滤波器的处理结果就很难令人满意。由于运动伪迹噪声频谱与 QRS 波重合，传统的基于频率分析的时域滤波方法很难抑制或消除运动伪迹的干扰。

基于时域的 QRS 检波方法主要采用对采样点平方的方法对信号进行非线性计算，如 Pan-Tompkins 算法对每个采样点平方增强 ECG 频域中高频分量，这种方法很难消除叠加在原始 ECG 上的高频、低幅值运动伪迹。针对这类问题，本文采用一种滑动平方求和的非线性处理办法对第三尺度的细节信号进行滤波^[33]。非线性处理的时域表达式如公式 2-12 所示，其中 N 表示滑动窗口大小。

$$y[n] = \sum_{i=1}^N x[n+i]^2 \quad (2-12)$$

从公式 2-12 可以看出，采样滑动平方求和的滤波方法具有滑动平均滤波和平方运算的两种特性，可以将该滤波方法看作一个非线性包络检测器。为了避免求和过程中 QRS 波段和 T 波段的混叠或者单个 QRS 波产生多个脉冲包络，求和窗口宽度应该选择与 QRS 波群的宽度近似相同。N 的值有公式 2-13 确定，其中 W_{QRS} 为 QRS 波群在时域上的宽度， F_s 为采样率。以 200HZ 的采样率为例，正常 QRS 波群的典型值为 150ms，则 N 的取值为 30。

$$N = W_{QRS} \times F_s \quad (2-13)$$

图 2-9 所示为 MIT-BIH 220 号数据 0~22.8s 信号小波分解后的第三尺度系数经非线性滤波之后的效果，可以看出，信号经非线性低通滤波处理后，高频噪声被进一步消除，低频信号的幅值与 QRS 波段的差值被进一步拉大，非线性处理后的信号更加适用于 QRS 波群的检测。

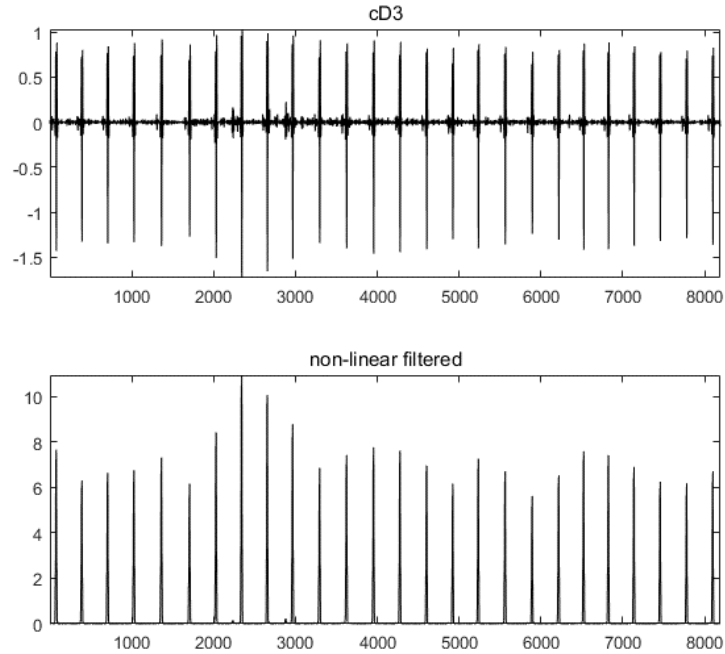


图 2-9 细节信号与非线性处理对比图

2.3.4 自适应阈值判决模块设计

自适应阈值判决是 QRS 检波算法的重要组成部分，在判决阶段，最常用的技术是 ECG 形态学分析法（如斜率分析，过零点判断等），最大值搜索法，单个或多个自适应阈值判决 ECG 幅值和 R 波间隔法等。通过使用 Pan-Tompkins 的回溯技术，上述判决算法的准确率都能得到一定程度的提高^[34]。但是回溯技术会使计算成本增加，在实际使用中是一个需要权衡的问题。本文基于文献^[34]设计自适应阈值判决模块，具体实现由一个有限状态机表示，如图 2-10 所示。状态机包括三个状态：寻找最大值，等待和阈值下降过程。

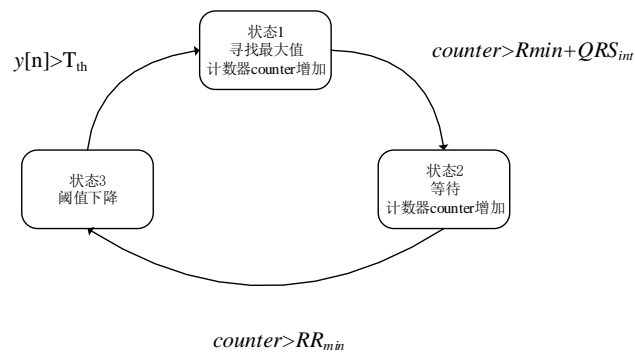


图 2-10 自适应阈值判决模块状态机

结合图 2-10，以 200Hz 采样率为例，详细的实施过程如下：

(1) 状态 1：选取特定的时间间隔 T ，相当于可能存在的最小 RR_{min} 加上标准 QRS 波群持续时间——60ms。 RR_{min} 的取值与人体心脏活动相关，考虑到人体心率的最高值不会超过 300bpm (beats per minute, 次/分钟)，因此本文取 RR_{min} 的值为 200ms。在时间 T 内搜索采样点的最大值作为当前 R 波的峰值。

在实际操作中，由于采集到的 ECG 在时间上的不确定，也就是说第一个 260ms 的时间窗可能刚好在 QRS 波出现之后，此时有上述方法判定的 R 峰是一个伪峰。为了防止这种干扰对心率计算形成的干扰，本文对第一个 R 波位置的确定进行单独处理。该算法以人体正常活动下的心率高于 46bpm/s 为前提，也就是说即使当前时间窗 T 刚好在 QRS 波出现之后，在 1.3s (5 个时间窗 T 对应的时间) 内必定至少会出现一个 R 波，如果只出现一个 R 波，对应的心率就是 46bpm/s。如图 2-11 所示为确定第一个 R 波的流程图。具体实现为：取前 5 个 R 峰 (R_1, R_2, R_3, R_4, R_5) 的最大值 R_{max} ，并记该值在 5 个 R 峰中的相对位置为 i ，计算 5 个 R 峰的均值，记为 R_{ave} ，如公式 2-14 所示。

$$R_{ave} = \frac{1}{5} \sum_{i=1}^5 R_i \quad (2-14)$$

依次比较小于 i 位置的 R 峰值和 R_{max} 的差值与 R_{ave} 的大小，如果差值大于 R_{ave} ，则认为当前位置幅值太小，当前位置为伪 R 峰；如果所有差值都大于 R_{ave} ，则认为 R_{max} 为第一个 R 波。

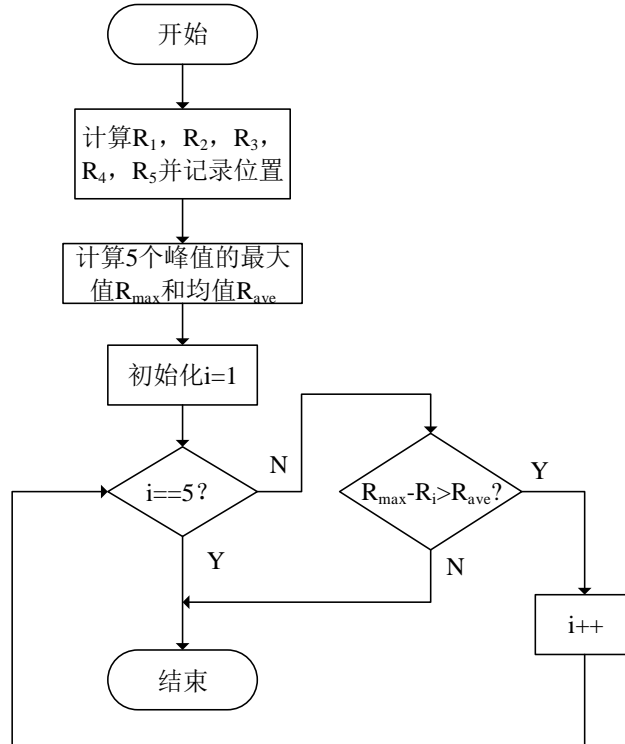


图 2-11 第一个 R 波确定流程

(2) 状态 2: 等待。由状态 1 中的相关分析可知, 心率的取值是一定的。心脏在每个活动周期之后会在一定时间内处于非活动状态, 这段时间称为不应期^[35], 心脏的不应期时间一般为 200ms。从图 2-5 可知, 运动伪迹导致的类似 R 波的突变可能分布在 ECG 序列的任意位置。同时这类 R 波的频谱和 QRS 波非常接近, 在较低的计算消耗下很难区分这类伪 R 波和真实 R 波。因此需要采用一定的策略避免这类伪 R 波对心率计算形成的干扰。

在等待状态中, 等待的时间由状态 1 中检测到的 R 波位置确定。记 R 波位置和状态 1 结束时刻的时间差为 T_{deta} 。等待时间 T_{wait} 由公式 2-15 确定。从式 2-15 可以看出, 在每次检测到一个可能的 R 波后, 保证了至少等待不应期时间之后再进行下一个 R 波的检测。实际测试发现, 每完成一次 R 波检测并等待不应期的持续时间能有效降低 R 波误判的几率。

$$T_{wait} = RR_{min} - T_{deta} \quad (2-15)$$

等待过程完成后, 会对阈值进行更新。由前面分析可知, 当运动伪迹噪声叠加在 R 波附近位置上, 同时噪声幅值也很大时, 会对阈值的变化产生极大的干扰, 从而影响下一个 R 波的准确检测。针对这种情况, 本文采用的自适应阈值调整算法首先对当前 R 波与已经保存的阈值进行比较, 如果当前 R 波幅值与阈值的差值大于 TH, 则认为当前 R 波上混叠了同频段的噪声干扰; 否则, 认为当前 R 波为正常 R 波。在阈值更新中, 对于 R 波混叠噪声的情况, 根据 ECG 信号 R 波幅度变化范围, 采用公式 2-16 更新阈值。 $t[n]$ 为更新后的阈值, $t[n-1]$ 为当前阈值, R 波幅值大于阈值时, 括号内的符号取正, 反之取负。这种方法能保证阈值不会因运动伪迹的影响产生很大的突变, 造成对下一个 R 波的误判或漏判。对于正常 R 波, 阈值更新为当前阈值与当前 R 波的平均值, 即更新后的阈值时所有已经检测到的 R 波的平均值, 如式 2-17 所示, R_{amp} 是 R 波对应的幅值。

$$t[n] = t[n-1] \times (1 \pm 20\%) \quad (2-16)$$

$$t[n] = \frac{1}{N} \sum_i R_{amp} \quad (2-17)$$

(3) 状态 3: 阈值下降。由于每次心跳的强度不同, 这种微弱的差异经软硬件处理并放大后表现为 R 波的幅值不同。因此, 在进行 R 波提取时, 阈值也应该进行动态调整。状态 2 说明了根据当前提取到的 R 波进行阈值更新, 在本状态中, 对状态 2 中的阈值进行调整, 使下一个幅值较小的 R 波也能被检测到。阈值变化公式为:

$$t_h[n] = t_h[n-1] \cdot e^{-\frac{P_{th}}{F_s}} \quad (2-18)$$

其中, F_s 为系统采样率, P_{th} 为下降系数。 P_{th} 的取值与采样率相关, 根据实际测试效果发

现,当系统采样率为 200Hz 时,取 $P_{th}=2$ 能得到最低的误判和漏判率,因此,本文取 $P_{th}=2$ 。在状态 3 中,对状态 2 后的每一个采样点,比较这个采样点和阈值的大小,如果采样点的值小于阈值,说明当前时刻处于 ECG 信号的 QRS 波段之前,如 P 波等时刻,此时阈值按照公式 (2-18) 降低;如果采样点的值大于阈值,说明遇到在这个采样点处于 QRS 波群上,此时状态 3 结束,系统进入状态 1.重复步骤 1,2,3,直到完成所有 R 波检测。

2.4 静态 ECG 处理算法设计

上一章具体讲述了在运动状态下的 ECG 处理算法,但是在日常生活中,人们大多数时间都不是处于较为强烈的运动状态,而是静止状态或者轻微的运动状态如走动,卧床等。此时,ECG 受肌电干扰很小,由于几乎没有大的运动动作,电极与皮肤的接触也很好,运动伪迹对 ECG 的干扰也很小。静态下采集的 ECG 信号如图 2-12 所示。

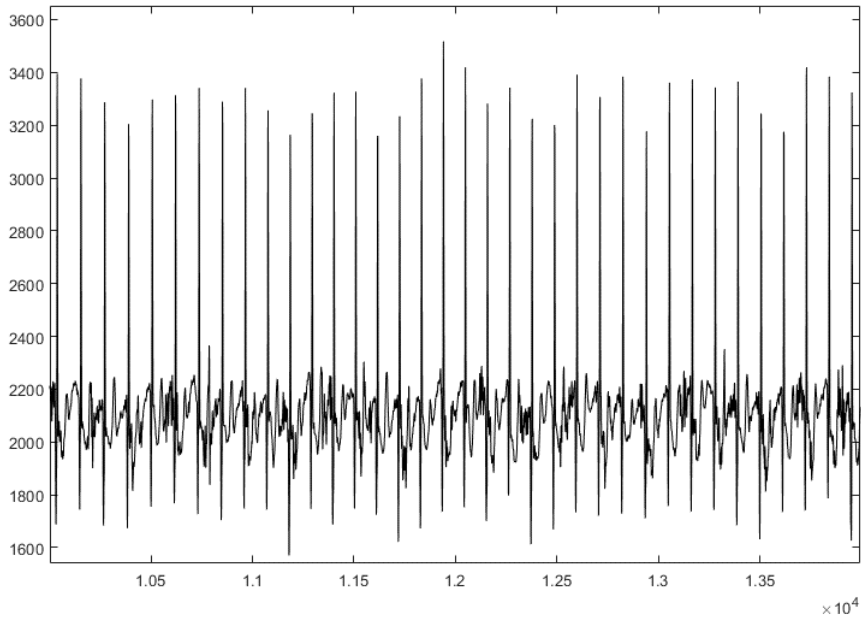


图 2-12 静态 ECG 信号图

从图 2-12 可以看出,静态条件下,ECG 基线漂移很小,受到的运动伪迹干扰也很小。在医院或养老院等应用场合下,需要对目标人群进行集中管理,常用的管理模式为一台中央显示设备对应多个前端设备。在上述应用场合中,需要在采集前端完成心率的计算,并判断心率不齐或心动过速等简单的心脏活动异常症状,便于及时发现病症并提前采取治疗措施。单一地采用前一节所述的动态 ECG 特征提取算法虽然也能很好地完成上述任务,但是小波分解的计算量相比于时域的滤波等方法仍然太高,需要计算性能相对较高的嵌入式处理器才能实现。然而计算性能较高的处理器的功耗也更高,这对功耗和续航要求甚高的穿戴式设备是一个巨大的挑战。在上述情况下,对 ECG 信号的预

处理相对于运动条件下可以简化很多，即完全可以在时域下对 ECG 信号进行预处理后实现 R 波提取。本文采用改进的 Pan-Tompkins 算法实现静态 ECG 特征波形 R 波的提取，算法的实现原理如图 2-13 所示。

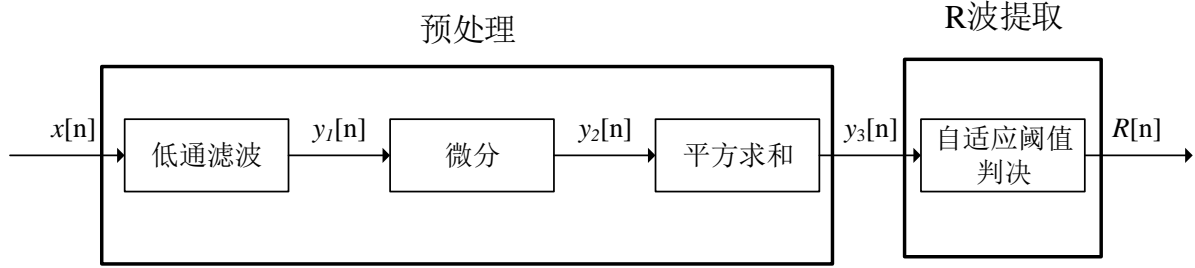


图 2-13 改进 Pan-Tompkins 算法原理图

图 2-13 中改进的 Pan-Tompkins 算法的 R 波提取阶段的自适应阈值判决模块和预处理阶段中的平方求和模块与上一节采用的方法相同，这里不再重述。Pan-Tompkins 算法包括如下几个典型模块：级联的低通和高通滤波器组成的带通滤波器，微分，平方，积分和阈值判决过程。相比于 Pan-Tompkins 算法，本文采用的算法简化了预处理阶段，后面将进行具体的说明，而自适应阈值判决避免了回溯算法和双阈值动态调整的过程，大大简化了计算。

低通滤波使用与 Pan-Tompkins 相同的整系数滤波器实现，通过使用移位操作代替除法操作，降低系统计算复杂度。如式 2-19 和 2-20 所示分别为低通滤波的传递函数和输入输出的差分方程。

$$H(z) = \frac{1}{32} \frac{(1 - z^{-6})^2}{(1 - z^{-1})^2} \quad (2-19)$$

$$y_1(n) = 2y_1(n-1) - y_1(n-2) + \frac{1}{32} [x(n) - 2x(n-6) + x(n-12)] \quad (2-20)$$

低通滤波器的截止频率为 11Hz，并且有 6 个采样点的延迟。低通滤波器能有效降低模拟滤波难以消除的工频干扰，同时保证 QRS 波形的特征样貌。低通滤波的幅频响应如图 2-14 所示。

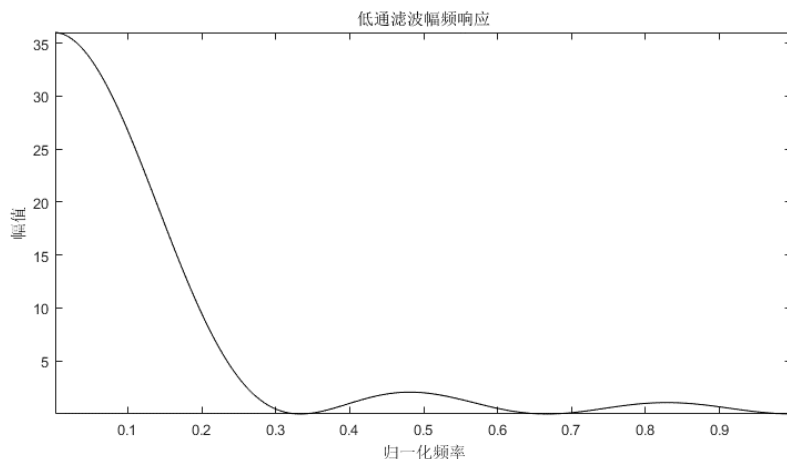


图 2-14 低通滤波幅频响应

微分模块是 QRS 检波方法中差分法使用的重要模块，主要是根据 ECG 的频谱特性得出 QRS 波群中 R 波的斜率比其它波群高，通过对 ECG 信号进行微分，能明显增强 R 波与其他波形的差异，便于后面的自适应阈值判决。可以将微分模块视作一个高通滤波器，用于滤除信号中的直流分量和部分基线漂移。本文使用的微分方程与 Pan-Tompkins 算法中的有所不同，具体形式如式 2-21 所示。

$$y_2(n) = y_1(n) - y_1(n-5) \quad (2-21)$$

图 2-15 所示为微分滤波模块的幅频响应图。

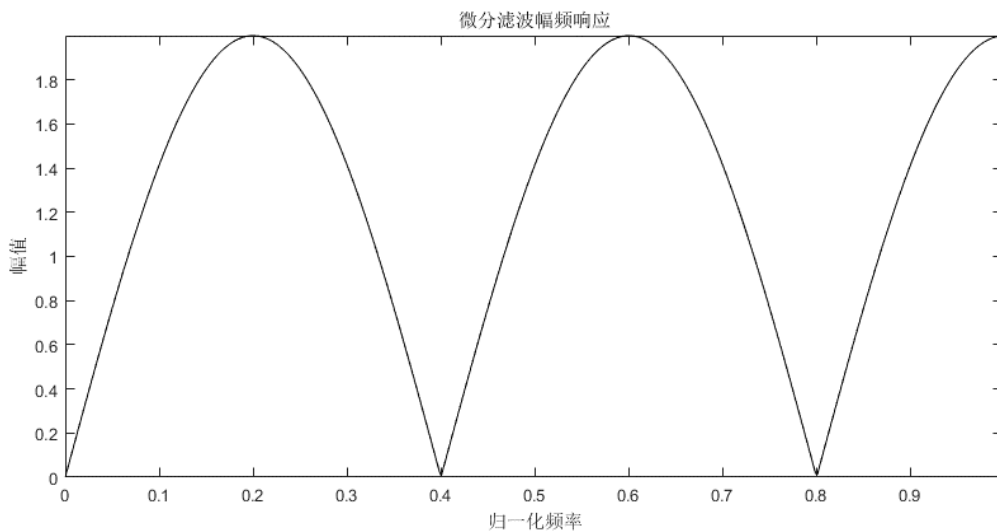


图 2-15 微分滤波幅频响应图

由于 P 波，T 波等波形的存在，微分过程中会出现很多小波，可以使用上一节所述的非线性滤波即平方求和的方法实现包络探测。

综上所述，由于静态 ECG 基线漂移较小，本文使用的基于时域的 R 波检测算法利用微分过程带有的高通特性代替 Pan-Tompkins 的高通滤波，同时平方求和的过程代替 Pan-Tompkins 算法的平方和积分运算，在预处理阶段进行了一定的简化，而自适应阈值

判决模块则采用自己设计的算法完成，避免了回溯算法和双阈值判决的复杂性，进一步降低了算法的复杂度。

2.5 本章小结

本章主要介绍了动态和静态条件下 ECG 特征提取算法的设计方法，通过分析两种运动条件下 ECG 信号和噪声特性，采取不同的措施对 ECG 信号进行预处理。运动状态下采用基于小波多分辨率分析的方式对 ECG 进行稳态小波分解，取第三尺度细节系数进行后续处理；静态条件下采用改进的 Pan-Tompkins 算法进行预处理。预处理后的信号使用相同的非线性处理和自适应阈值判决方法进行 R 波提取，最后计算心率。

第三章 ECG 监护系统设计

本章主要介绍 ECG 监护系统的设计方案，具体包括系统软硬件设计和 PC 上位机设计思路。硬件设计——采集前端包括 ECG 电极模块，ECG 信号调理模块，MCU 和无线通信模块和包括电源管理，充电电路在内的其它模块。软件设计包括系统软件架构，无线通讯数据包设计和 ECG 处理算法的具体实现。

3.1 系统总体设计

图 3-1 所示为系统总体设计框图。系统包括采集贴，蓝牙转 Wi-Fi 中继和终端显示部分。其中蓝牙转 Wi-Fi 中继是为了增加终端设备的访问能力，即当有多台终端设备访问前端采集贴数据时，蓝牙低功耗所能提供的带宽无法满足数据传输的要求。在静态模式中，采集贴用于实时采集 ECG 信号，并在本地完成原始 ECG 的数字化，预处理和心率计算过程，然后将数字化的 ECG 信号和计算得到的心率信息打包后通过蓝牙模块发送给蓝牙转 Wi-Fi 中继，最后蓝牙转 Wi-Fi 中继将数据转发至 PC 端上位机，PC 端上位机将打包的数据解析，实时绘制 ECG 信号图并且显示当前心率，在 PC 端上位机还可以选择保存当前数据，用于进一步验证和优化算法。移动终端相对于 PC 上位机具有更好的便携性，用于集中读取多个设备的心率等信息。在动态模式中，由于采集贴中 MCU 计算能力有限，不能很好地完成小波分解算法，因此，在 PC 端上进行 ECG 信号的预处理和特征提取。

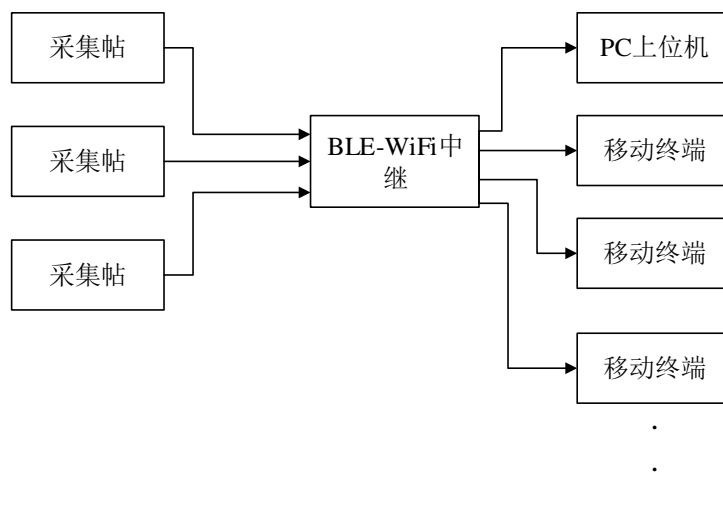


图 3-1 系统总体设计框图

3.2 系统硬件设计

本节主要讲述 ECG 采集前端的硬件设计，包括采集前端硬件架构，电极的选取与使用和其它模块的具体设计。

3.2.1 采集前端总体架构

采集贴是 ECG 监护系统最重要的硬件部分，主要由信号调理单元、数字信号处理单元、模块管理单元、无线通讯单元和电源管理单元组成。采集前端对原始心电信号信号进行软硬件处理后由蓝牙转 Wi-Fi 模块将处理好的数据打包并转发出去。当查看用户的实时生理信息时，通过移动终端如 Android 设备即可查看相关参数；当需要记录用户生理信息数据并实时显示信号波形时，PC 端的相应程序可以完成数据的分析并将数据进行保存，为算法验证和优化提供真实的本地信号。

如图 3-2 所示，采集前端具体的工作流程为：系统通过纸电极与人体接触，模拟前端芯片 AD8232 对原始 ECG 信号进行模拟滤波，同时对微弱的 ECG 信号进行放大，便于后续的数字处理。经初步处理的 ECG 信号被送入 STM8L152K6 单片机的 A/D 进行数字化，静态条件下，在单片机中采用改进的 Pan-Tompkins 算法对 ECG 信号进行进一步处理，最后采用自适应阈值算法计算心率；动态条件下，单片机对 ECG 信号不进行任何处理。最终的结果以及数字化的 ECG 数据通过无线通信模块传入其它终端设备。图 3-3 为可穿戴 ECG 监护系统采集前端的实际电路板，接下来将对各个模块的设计进行详细介绍。

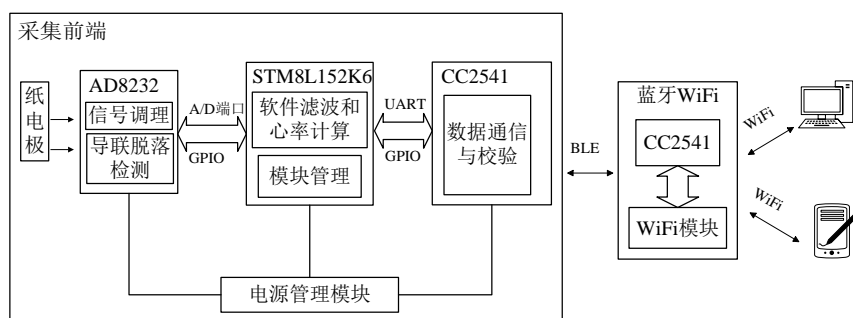


图 3-2 单个采集前端工作框架

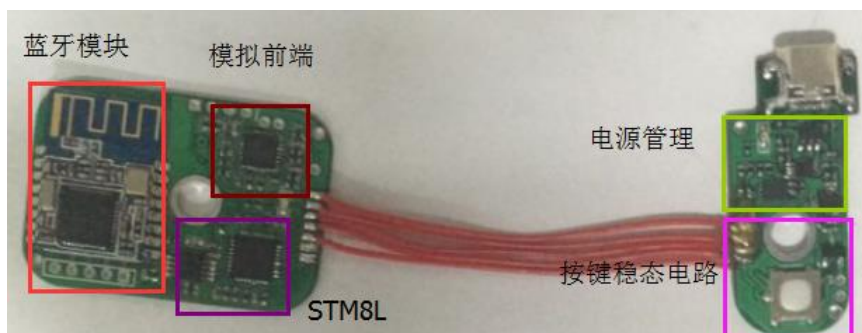


图 3-3 采集前端电路板示意图

3.2.2 新型干电极——纸电极

传统的 ECG 监护系统主要使用湿电极，这种电极使用银-氯化银(Ag/AgCl)作为电解质。湿电极的优点是导电性好，与人体皮肤接触阻抗小。使用这种电极采集到的 ECG 信号受外界干扰小，信噪比高，适用于临床上分析心脏功能时采集心电信号。但是湿电极随着使用时间的增加，凝胶电解质逐渐干燥，导致采集到的信号衰减，同时长时间佩戴湿电极也会影响用户的舒适度。干电极由于没有使用凝胶电解质，不会出现因为导电凝胶变干导致信号衰减的现象。由于表面干电极和皮肤的耦合是电容式的，电极和皮肤的接触阻抗受贴合程度、皮肤湿度等因素影响很大。采用刚性材料制作的干电极很难与皮肤完美贴合，导致在运动情况下，电极与人体的接触面积变化很大，接触阻抗变高，运动伪迹更难消除^[36]。

从上面的分析可以看出，干电极和湿电极虽然已经广泛用于 ECG 监测，但是还有很多地方需要改进。结合这两种电极的特点，本文采用一种新型电极——自湿润纸电极作为心电信号采集的前端电极。人体汗腺分泌的汗液含有一定浓度的电解质，能作为电极之间的导电材料。如果电极具有保湿功能并且具有多孔的表面结构来长时间保存电解质，这样就能使得界面材料和皮肤紧密接触，减小电极与皮肤的接触阻抗，从而提高 ECG 的信号质量。图 2 为三种电极示意图，其中(a)为 3M 公司产的 Red Dot 系列湿电极，(b)为中科院半导体研究所研究的一种用于心电监测的干电极^[37]，(c)为本文使用的纸电极。相对于湿电极和干电极，纸电极柔性更强，更薄，更加适用于可穿戴设备。对纸电极和湿电极进行阻抗测试，结果如 3-5 所示，结果表明^[38]，在 10Hz 时，湿电极的平均阻抗为 $110.0 \pm 52.4 \text{ K}\Omega$ ，而纸电极为 $240.2 \pm 51.3 \text{ K}\Omega$ ，这是因为纸电极没有凝胶电解质；当给纸电极加入一点点盐水后，纸电极和皮肤的接触阻抗降为 $66.2 \pm 23.8 \text{ K}\Omega$ ，达到与湿电极同等的导电性能。由于纸电极缺乏湿电极固有的粘性，导致电极与皮肤之间容易产生细微的相对运动，在较强运动状态时使用纸电极采集到的 ECG 信号基线漂移很大，需

要设计相应的信号处理程序计算心率。

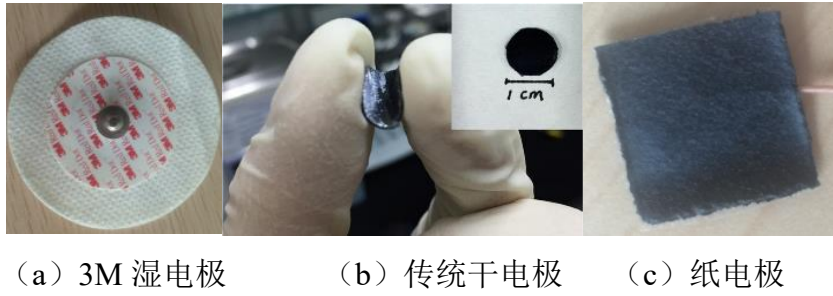


图 3-4 三种不同电极示意图

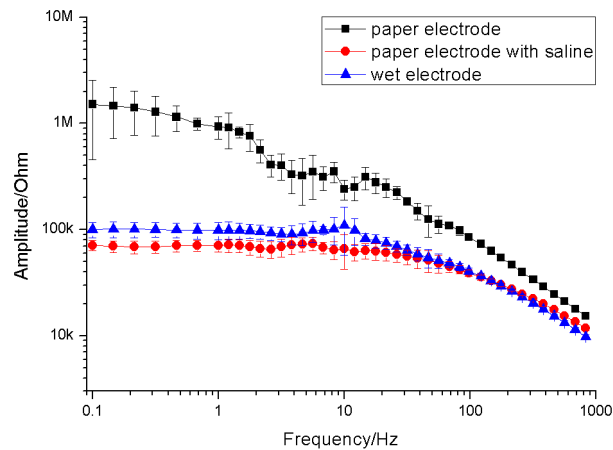


图 3-5 湿电极和纸电极阻抗特性

3.2.3 模拟前端设计

心电信号属于微弱生物电信号，容易被噪声淹没。为了便于观察心电信号，必须设计电路对原始 ECG 信号进行硬件滤波放大。AD8232 芯片是 ADI 公司生产的一款用于 ECG 及其他生物电测量应用的集成信号调理模块^[39]。该器件设计用于在具有运动或远程电极放置产生的噪声的情况下提取、放大及过滤微弱的生物电信号。AD8232 集成导联脱落检测电路，内置一个双极点高通滤波器用于消除运动伪像和电极半电池电位，同时采用一个无使用约束运算放大器来创建一个三极点低通滤波器，消除噪声。该芯片还内置右腿驱动电路，适用于两电极和三电极电路，同时快速恢复功能可以减少高通滤波器原本较长的建立长尾现象。

本系统采用两个电极采集 ECG 信号，模拟前端放大滤波电路如图 3-6 所示。根据第一章对 ECG 信号频谱分布和幅值特点的分析，本文中模拟滤波通频段设定为 0.5 Hz~40 Hz，增益设定为 1100 倍。AD8232 内置可配置的级联的高通和低通滤波器，用于根据具体应用配置滤波器通频带。参考芯片使用说明书，为了减少电路布局空间，同时结合后续的数字滤波处理，在模拟前端，高通滤波器采用截止频率为 0.5Hz 的双极点高通滤波

器实现。AD8232 内置的仪表放大器 (IA) 将 ECG 信号固定放大 100 倍, 低通滤波放大电路采用 Sallen-Key 滤波器拓扑结构, Sallen-Key 滤波器在增益较低时具有很高的精度, 而且所需元器件少, 能进一步减小电路板布局。Sallen-Key 滤波和增益的截止频率和增益如式 3-1 和 3-2 所示:

$$f_c = \frac{1}{2\pi\sqrt{R_{10}R_{11}C_6C_7}} \quad (3-1)$$

$$G_{ain} = 1 + \frac{R_{13}}{R_{12}} \quad (3-2)$$

为了简化设计同时使通频带尽可能平坦, 取 $R_{10}=R_{11}=1\text{M}\Omega$, $C_6=1.5\text{nF}$, $C_7=10\text{nF}$, $R_{12}=100\text{k}\Omega$, $R_{13}=1\text{M}\Omega$ 。最后 AD8232 的控制管脚与单片机 GPIO 口相连, 关断引脚 (\overline{SDN}) 用于控制 AD8232 进入待机模式, 此时功耗不到 200nA, LDO+和 LDO-引脚则用于提示导联脱落, 保证电极与人体具有较好的贴附。

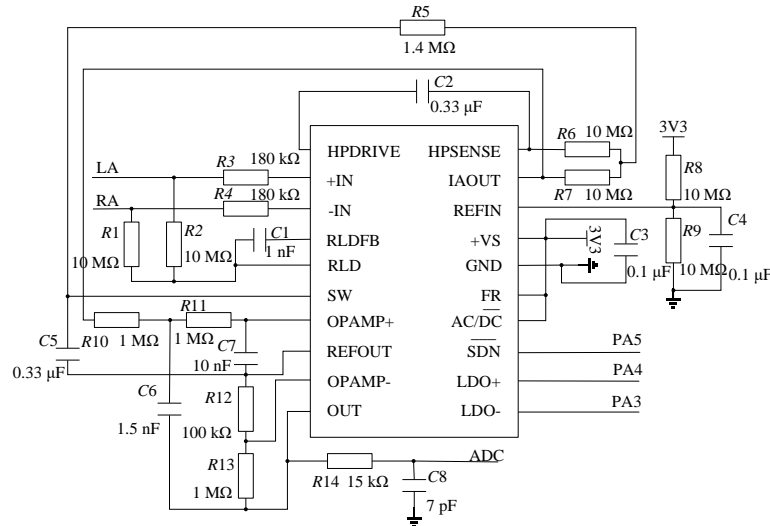


图 3-6 模拟前端原理图

3.2.4 MCU 和无线方案

本文采用 STC 公司的 STM8L152K6 单片机^[40]进一步处理 AD8232 调理后的心电信号。STM8L 单片机是 STM 系列单片机的低功耗版本, 正常运行下功耗仅为 $195\mu\text{A}/\text{MHz} + 440\mu\text{A}$, 内置 12-bits 高速模数转换器 (ADC), 4 通道 DMA 和诸如 I²C, UART 等外设接口, 非常符合系统需要。

模拟滤波无法有效去除 ECG 信号的各种干扰, 需要在单片机中进行软件滤波, 更进一步地去除高频干扰、肌电干扰、工频干扰以及基线漂移。STM8L152K6 单片机不仅完成静态条件下的 ECG 信号预处理和心率计算, 还负责管理各个模块的工作, 包括根据自定义协议对数据打包, 控制蓝牙通讯模块进行数据收发, 根据上位机指令控制其它模

块的工作等。

蓝牙模块采用 TI 公司的 CC2541 蓝牙 4.0 低功耗片上系统 (SoC) [41-43]。CC2541 具有多种运行模式, 功耗低, 适合用于可穿戴设备。STM8L152K6 与 CC2541 通过串口相连, 此时 CC2541 作为从机, 接收上位机传送过来的数据包并进行解析, 确定接收数据无误后, 将对应的指令传送给 STM8L152K6。STM8L152K6 根据指令执行相应操作, 最后将处理好的 ECG 数据打包后通过串口发送到 CC2541, CC2541 再将数据通过射频发射出去。考虑到蓝牙通信的丢包情况, 在 CC2541 上完成数据帧的校验工作, 保证较高的通信质量。为了增加终端设备的访问能力, 采用 BLE-WiFi 模块处理采集前端的数据, 终端设备通过 Wi-Fi 可以获取多个采集前端的数据。

3.2.5 电源管理模块

(1) 供电方案

穿戴式设备对自身体积要求很高, 而当前广泛用于移动设备的锂电池的电量跟自身体积相关。为了减小采集贴体积, 根据具体的续航需求, 本文选用长 2.4cm, 宽 1.6cm, 容量为 180mAh, 输出标准电压为 3.7V 的带充电保护的锂电池。

由于 STM8L 供电范围为 1.8V~3.6V, AD8232 供电范围为 2.0V~3.5V, 不同器件的供电要求不同, 而锂电池在使用过程中随着电池不断放电, 输出电压也会随之降低。为了提高系统的稳定性, 结合低功耗的要求, 本文采用 RICHTEK 公司的低压差线性稳压器 (LDO) RT9193-33 芯片为系统提供稳定的 3.3V 电压。RT9193-33 芯片的特点是具有高纹波抑制比, 宽输入电压范围 2.5V~5.5V, 低噪声且启动快速, 可以在锂电池输出电压较低时仍能为系统提供稳定的电压, 极大地提高系统续航能力。

(2) 充电方案

穿戴式设备体积小, 难以集成大容量电池, 为了系统能长时间工作并避免频繁拆卸电池进行充电, 本文采用 USB 接口方案为前端系统进行充电。充电芯片为 Linear 公司的 LTC4054。

(3) 电池电量监控方案

如 (1) 所述, 虽然 LDO 能在电池输出电压低于 3.3V 时仍能保证为系统提供稳定电压, 但是对锂电池而言, 长期的过度放电会对电池造成很大损害, 影响锂电池使用寿命。因此有必要对锂电池电量进行监控, 并实时显示当前电池电量, 提供低电量报警功能。本文使用 Maxim 公司的 MAX17040 芯片实现电池电量监控。MAX17040 具有体积小, 监测准确, 不需要检测电阻等特点, 自带的 I2C 接口更方便了在单片机上编程实现电池

电量读取。

(4) 按键双稳态开关方案

在穿戴式设备中，续航时间是系统设计的一个重要考虑因素。在不使用穿戴式设备时，如果能完全关断系统，就能进一步节省系统功耗。一种简单的做法是使用自锁开关直接断开电池与系统的连接，但是自锁开关体积尤其是高度一般很大，不适合应用在体积很小的穿戴式设备中。本文设计了一种按键双稳态开关电路，该电路使用体积很小的轻触开关实现自锁的功能。具体实现方案如图 3-7 所示，其中 U2 为 TI 公司的低功耗单上升沿触发的 D 触发器。具体实现方案为利用 D 触发器的记忆功能，将 D 触发器的输入 D 和输出 nQ 直接相连，电池经轻触开关和分压电路相连。每按一次开关相当于来一次上升沿脉冲，由于 D 和 nQ 相连，相当于每次按键后 D 触发器的输出状态反向，此时 PNP 管基极输入电压也跟着反向，最终实现集电极输出的控制。

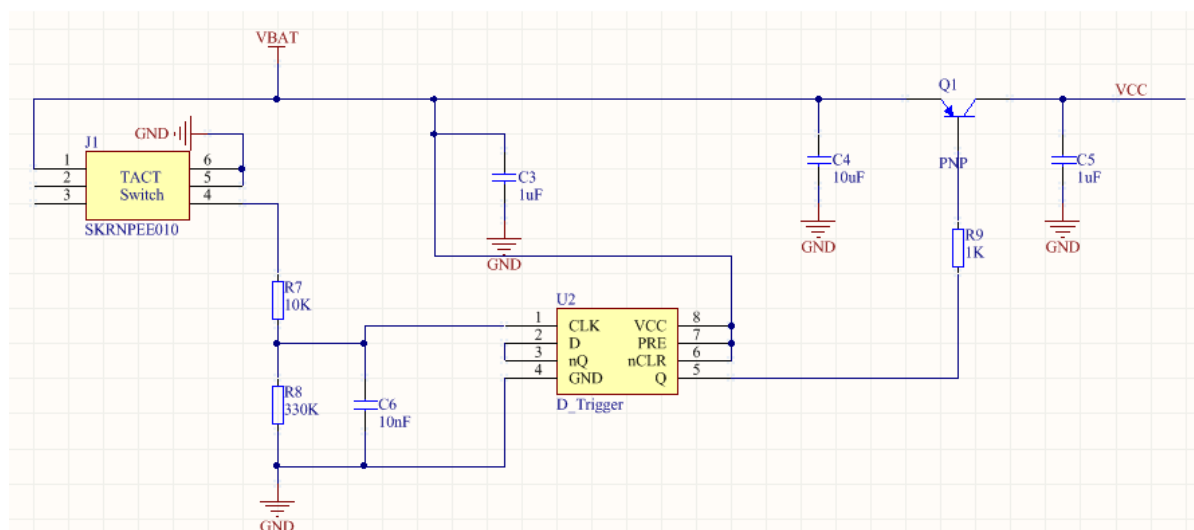


图 3-7 按键双稳态开关电路

3.3 系统软件和 PC 上位机设计

3.3.1 采集前端程序设计

系统主要在 STM8L152K6 单片机上完成心电信号的预处理以及心率的计算，并将处理后的数据打包后通过串口发送至蓝牙传输模块，蓝牙传输模块将数据转发至 BLE-WiFi 中继模块。采集前端工作的程序流程图如图 3-8 所示。采集前端 STM8L 的工作流程具体为：系统上电后对各个模块进行初始化，包括系统时钟，ADC，DMA，串口等，随后就进入低功耗模式。外部串口中断能唤醒低功耗模式，串口中断的产生由上位机通

过蓝牙模块传输指令实现，系统唤醒后首先判断是否需要采集 ECG 数据，如果是则先判断导联是否脱落，导联脱落说明电极与人体接触不好，需要重新贴附。当一切正常是，系统通过直接内存访问（DMA）的方式存储 ADC 的转换结果，DMA 缓存满了以后系统读取缓存数据并清空缓存，然后根据上位机发送的指令判断是监测运动状态下的 ECG 信号还是静态下的 ECG 信号，如果是静态下的 ECG 监测，则在单片机上直接实现信号处理，具体的算法参见第二章，将结果打包，如果是动态 ECG 监测，则直接将原始 ECG 信号打包，最终的数据通过串口发送至蓝牙模块，由蓝牙模块转发出去。每发完一帧数据，系统询问是否需要继续采集，如果需要停止发送，系统关闭 AD8232，并进入待机模式。

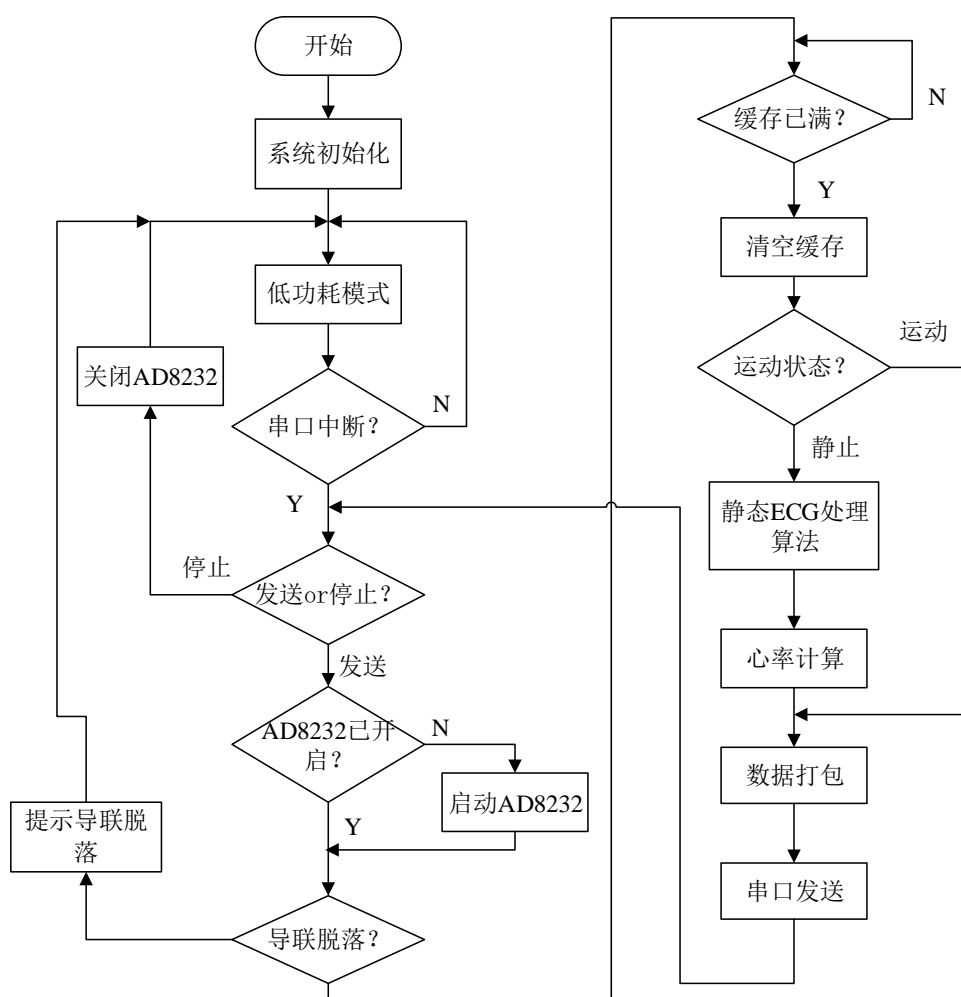


图 3-8 采集前端 STM8L 单片机工作流程图

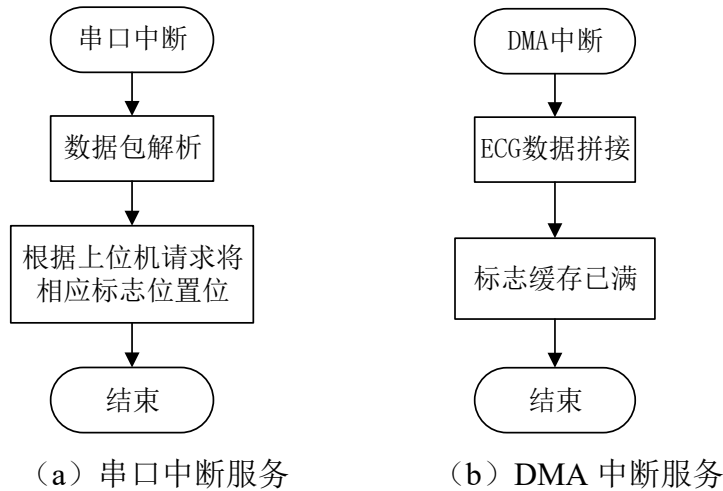


图 3-9 中断服务程序

图 3-9 所示分别为 STM8L 的串口中断程序和 DMA 中断程序。(a) 中串口中断程序负责解析上位机发送过来的指令，如请求数据时将请求数据标志位置位。同时保存上位机发送过来的运动状态信息，并根据上位机的要求完成 ECG 信号处理和数据的封装。DMA 技术可以使外围设备如 ADC 通过 DMA 控制器直接访问内存，同时 CPU 还能继续执行程序。利用这一特性，使得系统在采集 ECG 的同时完成静态 ECG 处理算法，提高了系统的实时性。由于单个采样点的 AD 转换结果为 12 位，存储时每个采样点使用两个字节进行存储，在 ECG 处理算法中需要先将数据恢复，(b) 中 DMA 中断程序实现 ECG 数据的拼接，并提示系统缓存已满。

在实际工作中，由于有多种工作模式的存在，如静态 ECG 测试，动态 ECG 测试，电池电量读取等，而且每种工作模式对应的工作流程也不尽相同。根据蓝牙 BLE 协议^[41]，物理层 (physical layer) 的传输速率是 1Mbps，相当于每秒 125K 字节。事实上，这只是 BLE 的基准传输速率，而且协议规定 BLE 不能连续不断地传输数据包。而在实际的生产过程中，由 PCB 制作工艺，阻抗网络匹配不够完美等原因，导致 BLE 的实际传输速率远低于理论传输速率的情况也时常发生。所以，蓝牙的最高传输速率并不由物理层的工作频率决定的。在实际的操作过程中，如果主机连线不断地发送数据包，要么丢包严重要么连接出现异常而断开。在本系统中，不管是静态测试还是动态测试条件下，都需要将实时采集的 ECG 数据打包并通过 BLE 转发至上位机。虽然间歇性的丢包不会影响 ECG 信号的动态显示，但是对于算法验证和优化而言，完整的 ECG 信号却是必不可少的。因此，本系统对数据进行打包处理，既方面数据完整传输的实现，也便于系统实现相应指令的解析。心电数据包的格式如图 3-10 所示。

帧头	数据流方向 标志	数据长度	控制字	ECG数据及处 理结果	校验位
----	-------------	------	-----	----------------	-----

图 3-10 下位机数据包结构图

数据包帧头固定为 0x48, 0x59, 数据包的第三位表示数据流向, 0x3C 表示数据发出, 0x3E 表示回应指令。第四位表示数据长度位, 该位的大小决定了心电数据包的长度, 可以根据实际需求调整该位数值的大小, 灵活地传输心电数据。控制字由上位机确定, 对于静态 ECG 该字取 0x00, 动态 ECG 则取 0x01, 接着是计算出来的心率值。最后一位为校验位, 保证数据传输的准确性。系统在 CC2541 上实现每个心电数据包进行解析与校验, 一旦出错就要求重传, 以此保证 ECG 数据的完整性。

3.3.2 PC 上位机程序设计

PC 端上位机需要完成的工作包括实时显示静态或动态下的 ECG 波形以及每一级信号处理后相应的波形, 读取保存在本地的数据并对算法进行验证和优化。PC 端的程序基于 MATLAB R2015 b 开发, 图 3-11 是上位机的图形显示接口。由于采集贴前端的 MCU 计算资源有限, 无法很好地完成小波变换, 本系统在上位机上实现动态 ECG 特征提取的算法。

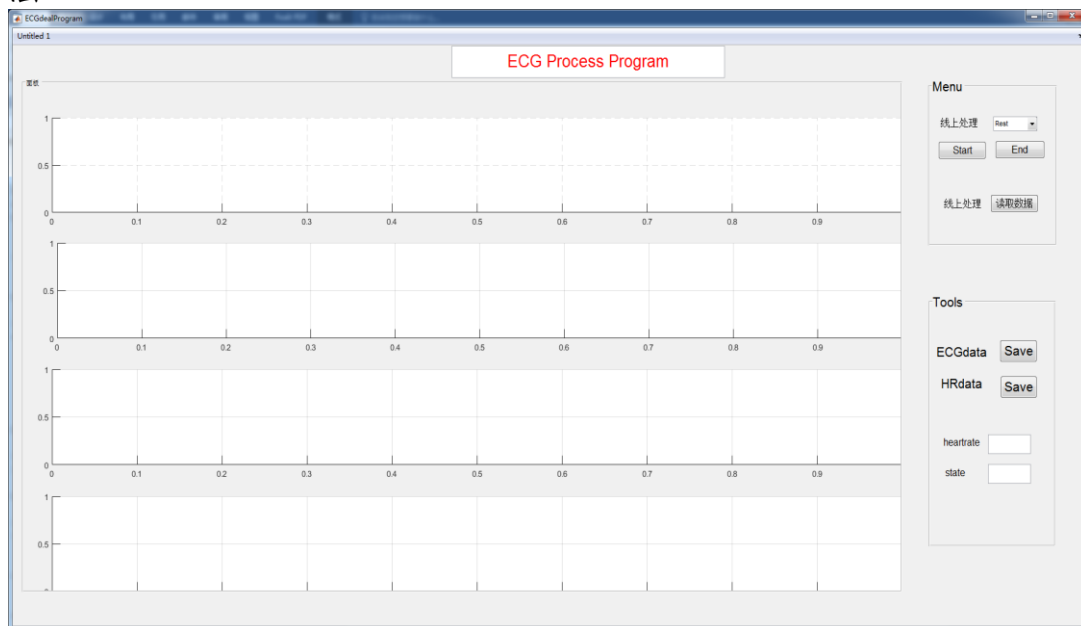


图 3-11 MATLAB 图形显示接口

图 3-12 所示为 MATLAB 程序实现的流程图, 系统根据用户输入判断是进行算法验证优化还是与下位机协同工作实现 ECG 的动态监护。当进行算法验证和优化时, 需要采用本地的 ECG 数据或者标准数据库如 MIT-BIH 等的数据库, 根据使用场合, 选择静态处理算法或动态处理算法对 ECG 处理, 分析, 并进一步优化算法。当实时显示 ECG 波

形时，上位机发送数据请求指令请求数据，静态监护直接显示结果，动态监护则先读取数据，调用本地动态处理算法处理 ECG 数据，并计算心率。上位机数据指令包如图 3-13 所示，相比于下位机（采集前端），上位机指令没有原始数据部分，只包括相应的指令。

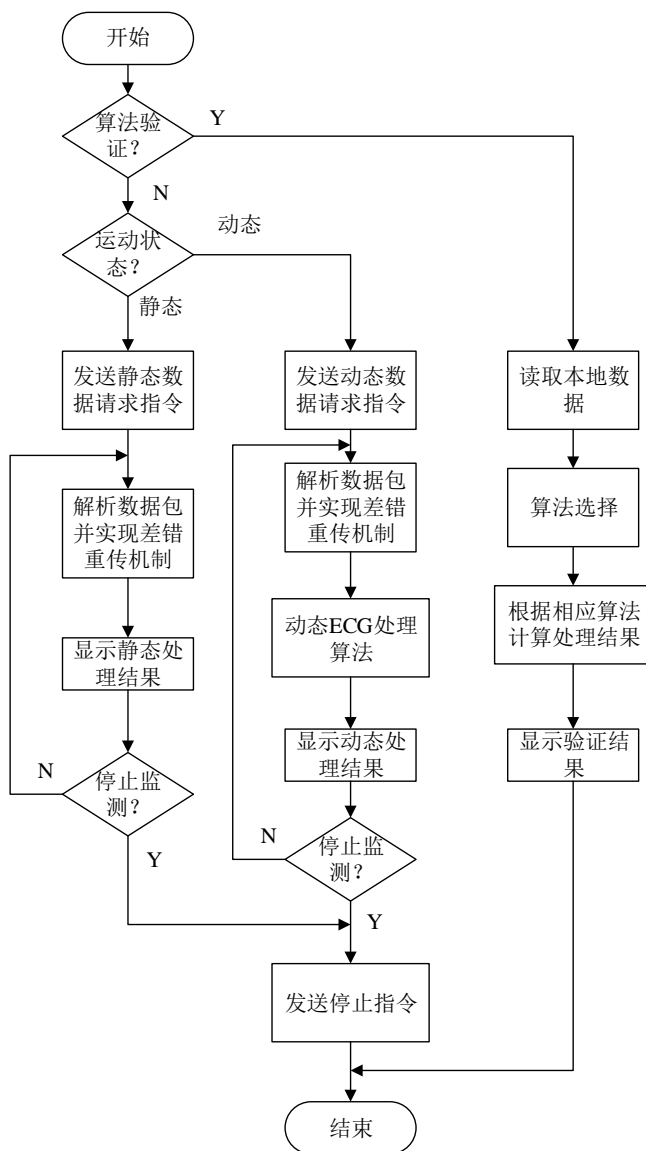


图 3-12 MATLAB 程序流程图

帧头	数据流方向 标志	数据长度	控制字	校验位
----	-------------	------	-----	-----

图 3-13 上位机指令数据包

3.4 本章小结

本章介绍了穿戴式 ECG 监护系统的设计思路，包括硬件电路的设计，系统工作流

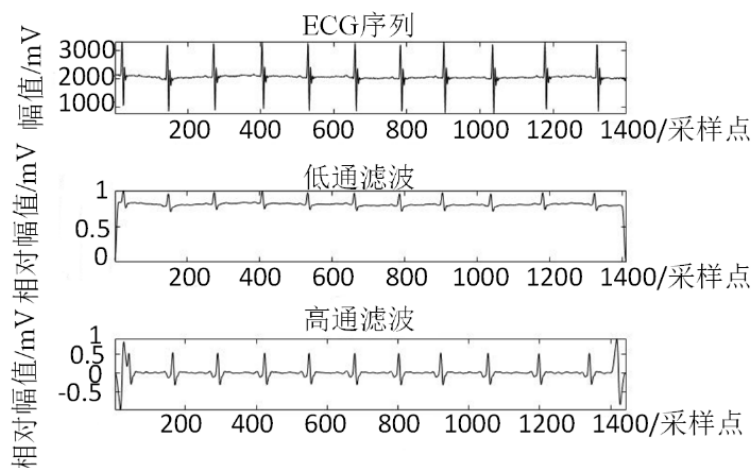
程的设计和算法的具体实现方式。在硬件设计中,原始 ECG 经模拟前端调理后,经单片机集成的 ADC 转换后进行相应的处理,在静态条件下,直接在单片机上完成特征提取算法;在动态条件下,将原始数据通过蓝牙模块发送至上位机,由上位机完成动态 ECG 特征提取。系统使用蓝牙转 Wi-Fi 中继设备实现了多个上位机设备同时访问多个采集前端的要求。

第四章 ECG 监护系统测试

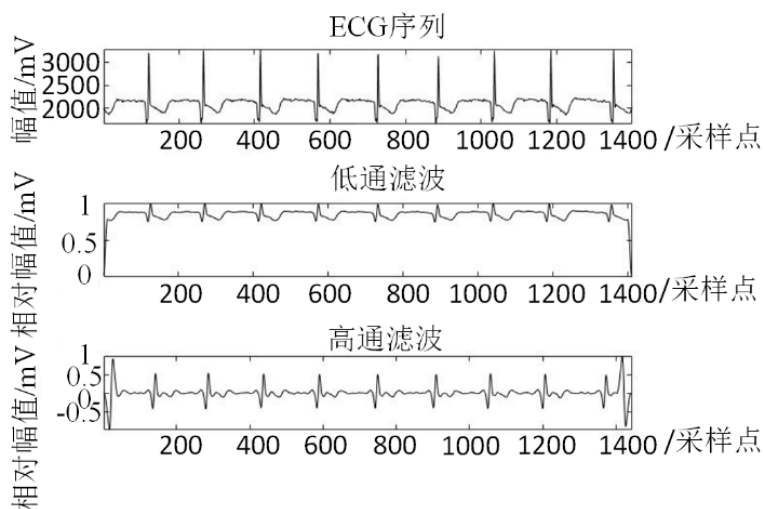
本章针对 ECG 监护系统整体性能进行测试，具体内容包括电极性能对比测试，动态和静态 ECG 处理算法的 MATLAB 仿真验证，最后将本产品和市场上的其它类似产品进行测试，比较算法的准确性。

4.1 电极性能对比测试

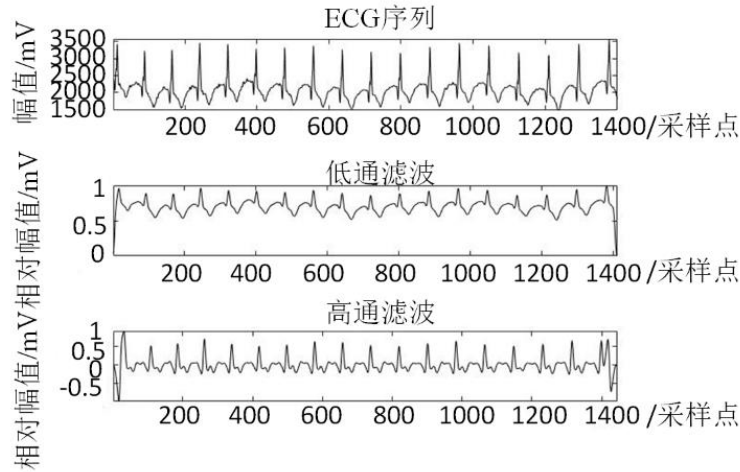
为了分析不同类型电极的特性和纸电极在本系统中的可行性，本文对三种不同的电极（3M RedDot 湿电极），传统干电极和纸电极采集的 ECG 信号进行比较。测试平台都是论文设计的采集前端，图 4-1 是实际的测试结果。从图中可看出，湿电极在短时间测试时具有最高的信噪比，但是长时间使用确实会使信号失真；干电极采集到的信号明显受到自身结果的影响，采集到的 ECG 的细节信号过少；纸电极信号虽然高频噪声较大，但是 ECG 信号保留了更多的细节信号，能用于其它病症的诊断。



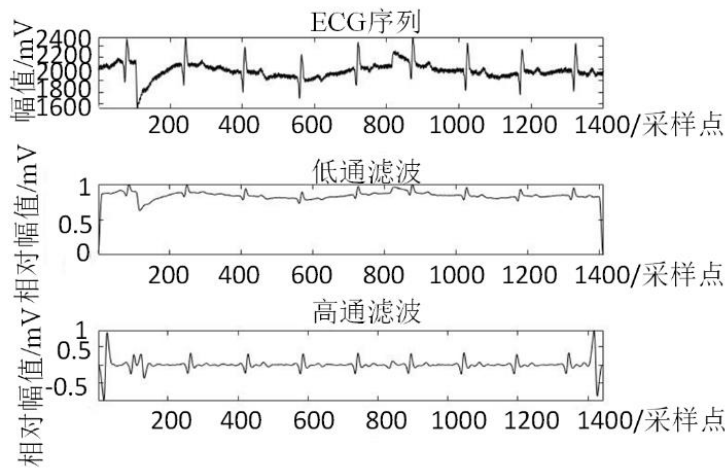
(a) 传统干电极采集的 ECG



(b) 湿电极短时间采集到的 ECG



(c) 湿电极长时间采集到的 ECG



(d) 纸电极采集到的 ECG

图 4-1 几种电极静态条件下采集的 ECG 对比

图中 (a), (b), (c), (d) 的后两幅图是先后对原始 ECG 信号进行低通和高通滤波的结果。可以看到三种电极采集的信号通过一定预处理后都能用于 R 提取。

4.2 静态 ECG 算法验证

本节在 MATLAB 上对静态 ECG 算法进行验证, 首先介绍标准数据库和算法性能评估的相关参数, 然后使用本文设计的算法对 ECG 信号进行处理, 计算相关参数并进行比较分析。

4.2.1 MIT-BIH 数据库和性能参数

目前国际上公认的可作为标准的心电数据库有三个, 分别是美国麻省理工学院提供的 MIT-BIH 数据库, 美国心脏学会的 AHA 数据库以及欧洲 ST-T 心电数据库, 其中

MIT-BIH 数据库近年来应用比较广泛^[44]。ECG 处理算法的性能评价必须以标准的心电数据为参考。ECG 处理算法相关的参数为：TP (True Positive) ——检测到的 R 波总数，FN (False Negative) ——漏检 R 波总数，FP (False Positive) ——由运动伪迹或噪声导致错判的 R 波总数^[45]。ECG 处理算法性能主要有一下两个参数确定，如公式 4-1 和 4-2 所示，其中 Se 表示灵敏度，表征算法准确提取 R 波的能力，+P 表示正确判决率，表征算法抗干扰能力。

$$S_e = \frac{TP}{TP + FN} \quad (4-1)$$

$$+P = \frac{TP}{TP + FP} \quad (4-2)$$

4.2.2 MATLAB 算法验证和性能对比

图 4-2 和图 4-3 分别是对 MIT-BIH 数据库 100 号的前 28s 数据进行预处理和 R 波检测的实际结果。从图 4-2 可以看出，静态 ECG 信噪比很高，在时域上通过低通，微分和包络探测后，P，T 等波形的幅值趋向为 0，不存在运动伪迹对 R 波检测造成干扰的问题。图 4-3 中，红色“*”号标注的是 R 波的位置，红色折线是动态阈值的变化趋势。可以看出阈值的起伏与 R 波幅值的起伏基本一致，说明该算法能有效跟随 R 波的变化进行自适应调整，提高检测率。根据计算结果，可知 100 号信号对应的心率范围为 74bpm~76bpm。

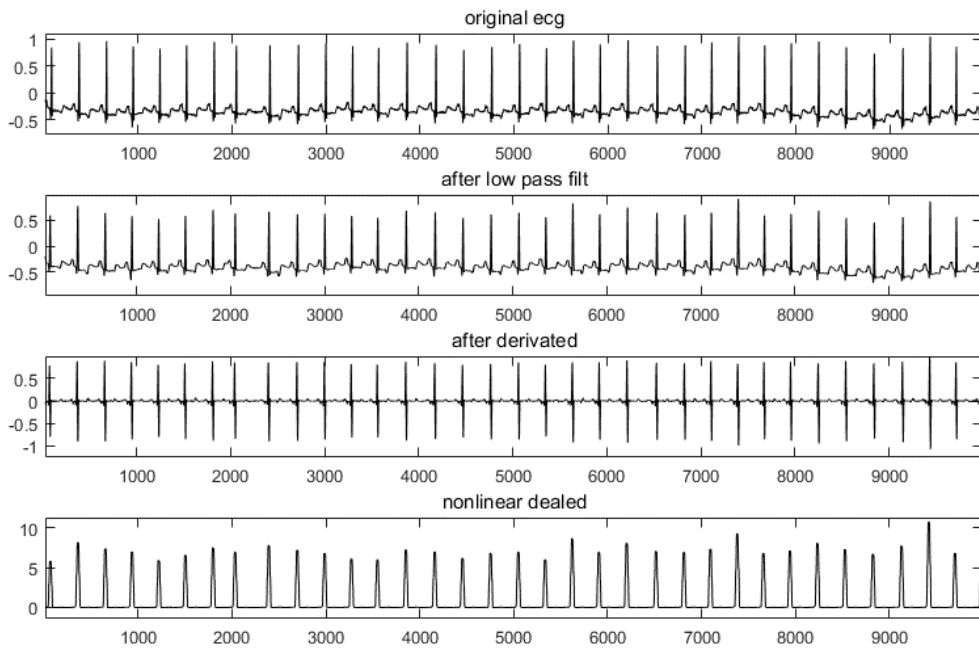


图 4-2 MIT-BIH NO.100 前 28s 数据预处理

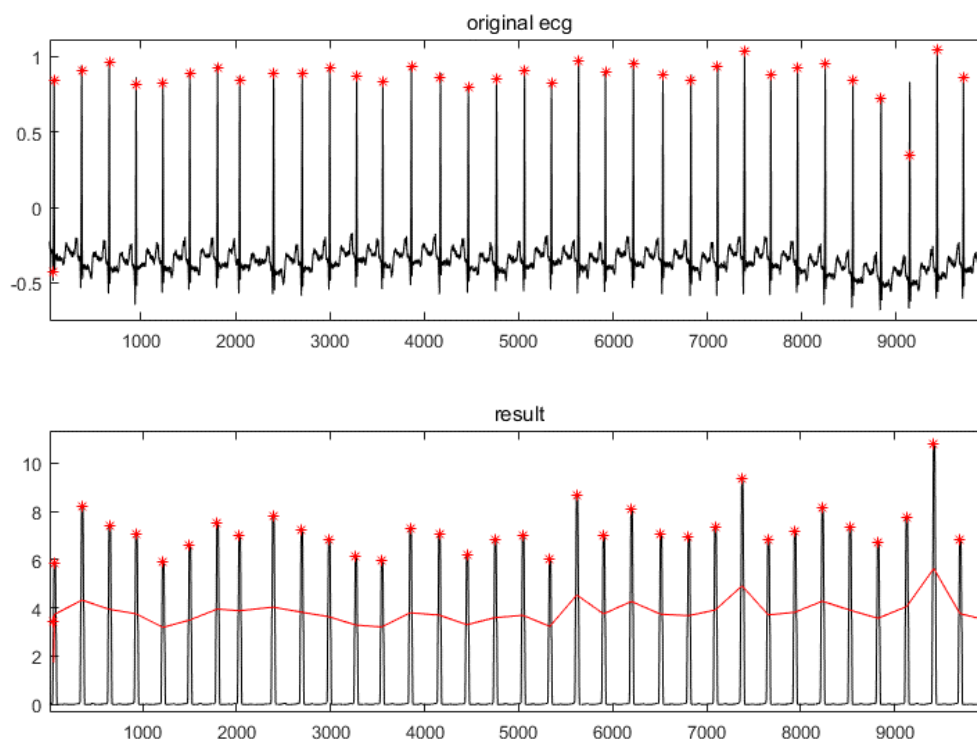


图 4-3 MIT-BIH NO.100 前 28s 数据 R 波检测

为了验证算法的通用性，本文对 MIT-BIH 数据库的 ECG 信号中相对静态的部分进行算法的验证，表 4-1 所示为验证的结果。对验证后的数据进行总结可知，采用时域滤波的方法对于静态 ECG 特征提取算法的准确率很高，通过计算相关参数可得，算法的准确率为 $Se = 99.74\%$, $+P = 99.66\%$ 。

表 4-1 静态 ECG 处理算法验证表

record	total beats	FP	FN	Se, %	+P, %
100	2273	0	0	100	100
101	1865	3	2	99.90	99.84
102	2187	2	1	99.95	99.91
103	2084	6	5	99.76	99.71
105	2572	18	4	99.84	99.31
106	2027	2	22	98.93	99.90
107	2137	1	1	99.95	99.95
109	2532	3	4	99.84	99.88
112	2539	3	11	99.57	99.88
113	1795	1	0	100	99.94

114	1879	19	4	99.79	99.00
115	1953	5	4	99.80	99.74
116	2412	2	2	99.92	99.92
117	1535	9	4	99.74	99.42
118	2278	0	0	100	100
119	1987	2	0	100	99.90
121	1863	1	3	99.84	99.95
122	2476	23	3	99.88	99.08
123	1518	5	6	99.61	99.67
124	1619	2	1	99.94	99.88
200	2601	3	7	99.73	99.88
201	1963	47	13	99.34	97.66
205	2656	9	22	99.18	99.66
213	3251	7	29	99.12	99.79
214	2262	3	8	99.65	99.87
215	3363	33	3	99.91	99.03
217	2208	0	0	100	100
219	2154	18	6	99.72	99.17
230	2256	1	1	99.96	99.96
234	2753	2	10	99.64	99.93
total	66998	230	176	99.74	99.66

4.2.3 实际信号测试

前面已经使用 MIT-BIH 标准数据库对静态 ECG 算法进行验证，接下来的工作是采用自主设计的 ECG 信号采集前端对实际采集到的信号进行测试。实际采集的 ECG 信号采样率为 200Hz，数据的采集场景是被试者完全静止或轻微运动（坐着轻微扭动身体或缓慢走动）。图 4-4 和图 4-5 所示分别是实际信号预处理和 R 波检测的结果。从图 4-4 可以看出，相对静止条件下，采集到的 ECG 信号基线漂移很小，但是信号高频噪声仍然较高，总体而言信号的信噪比很高，预处理后的信号非常适合静态 ECG 特征提取。图 4-5 中，每个 R 波都被准确提取。

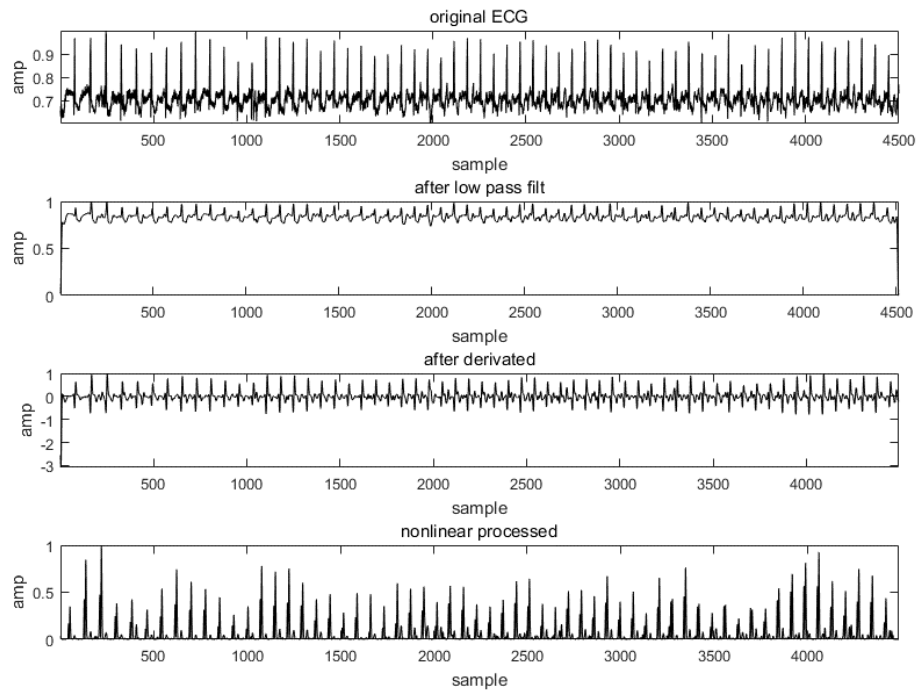


图 4-4 实际 ECG 信号预处理

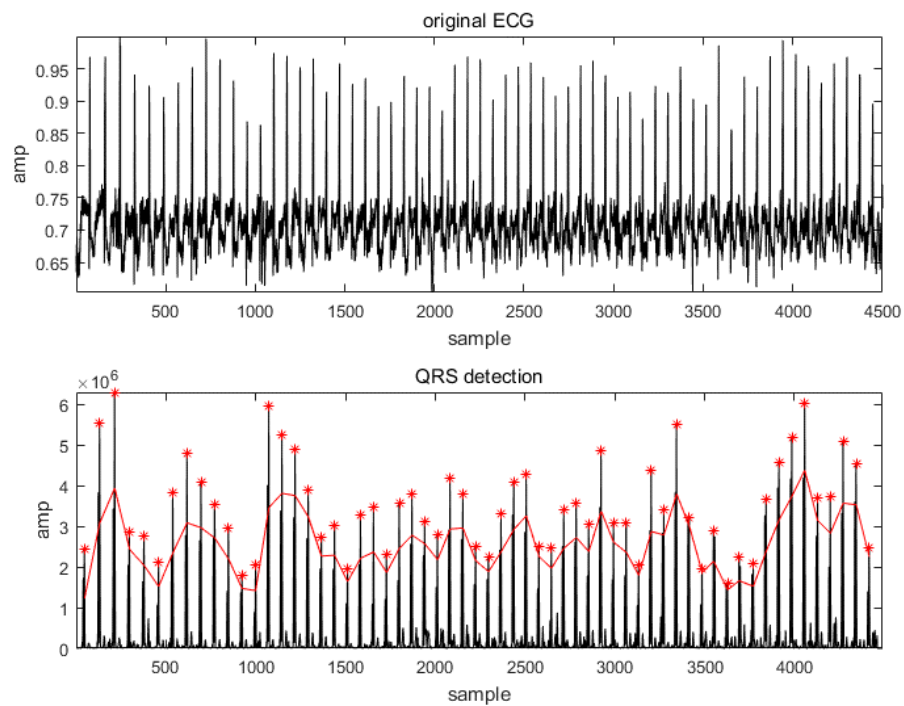


图 4-5 实际 ECG 信号 R 波检测

4.3 动态 ECG 算法验证

4.3.1 MATLAB 算法验证和性能对比

图 4-6 和图 4-7 所示分别为 MIT-BIH 108 号 45s 数据的小波分解和 R 波检测结果，从图 4-6 可以看出该信号高频噪声和运动伪迹干扰都很大，信噪比低。由于信号采样率为 360Hz，当小波分解尺度为 6 时才基本不含高频噪声的干扰。

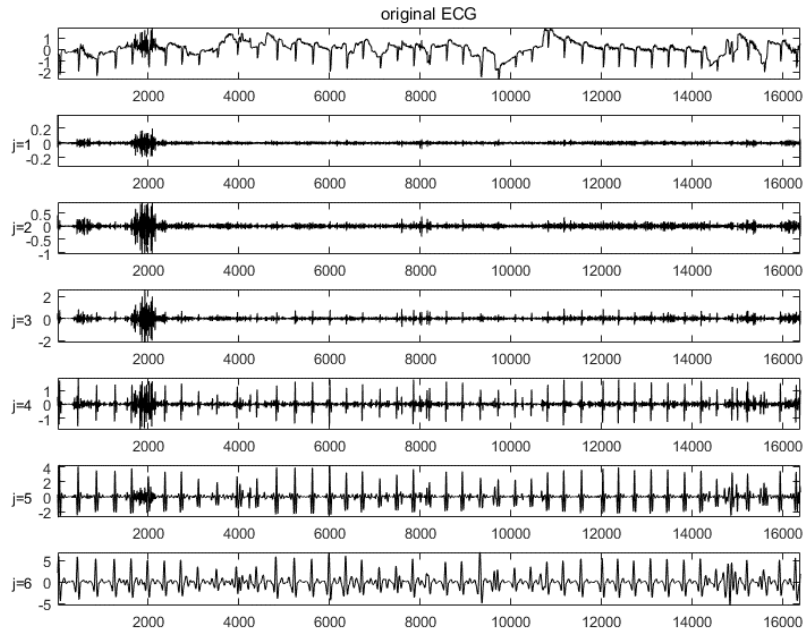


图 4-6 MIT-BIH 108 号数据小波分解图

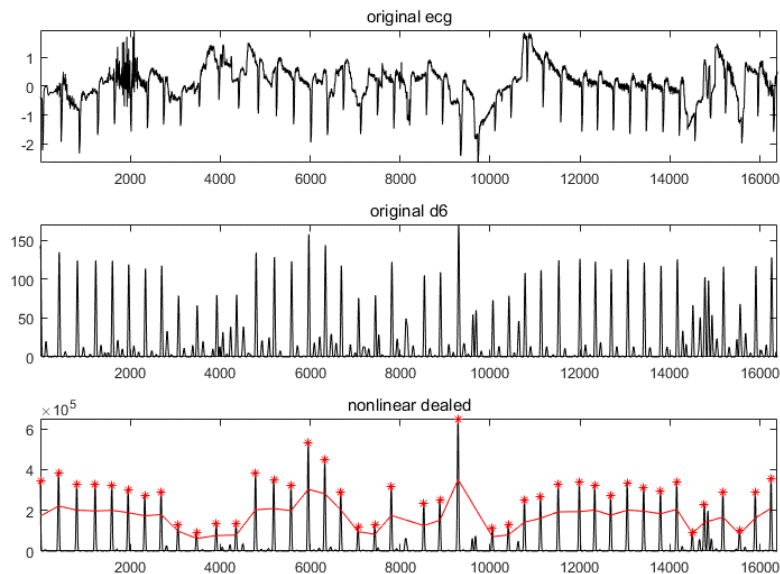


图 4-7 MIT-BIH 108 号数据 R 波检测

表 4-2 所示为 MIT-BIH 数据库动态信号部分的验证结果，可知动态 ECG 特征提取算法的 R 波检测准确率为 $Se = 99.28\%$, $+P = 99.77\%$ 。

表 4-2 动态 ECG 算法验证表

record	total beats	FP	FN	Se, %	+P, %
104	2311	3	0	98.63	99.87
108	1824	4	2	98.81	99.78
111	2133	14	1	99.86	99.35
202	2146	2	5	99.58	99.91
203	3108	3	4	98.89	99.90
207	2385	5	22	99.33	99.79
208	2955	2	1	98.66	99.93
209	3005	12	4	100	99.60
210	2685	15	11	99.93	99.44
220	2068	2	0	99.23	99.90
221	2462	3	4	98.99	99.88
222	2634	5	4	99.17	99.81
223	2643	1	2	98.88	99.96
231	2011	5	4	98.58	99.75
232	1816	1	0	100	99.94
233	3152	12	0	99.87	99.62
total	39338	89	285	99.28	99.77

4.3.2 实际信号测试

如图 4-8 所示为采集前端采集的一段 ECG 信号的动态处理效果。采集环境为被试者以高于常速的速度进行行走或蹲下与起立。可以看出，运动状态下 ECG 运动伪迹很大，使用动态 ECG 特征提取算法能准确提取 R 波位置。

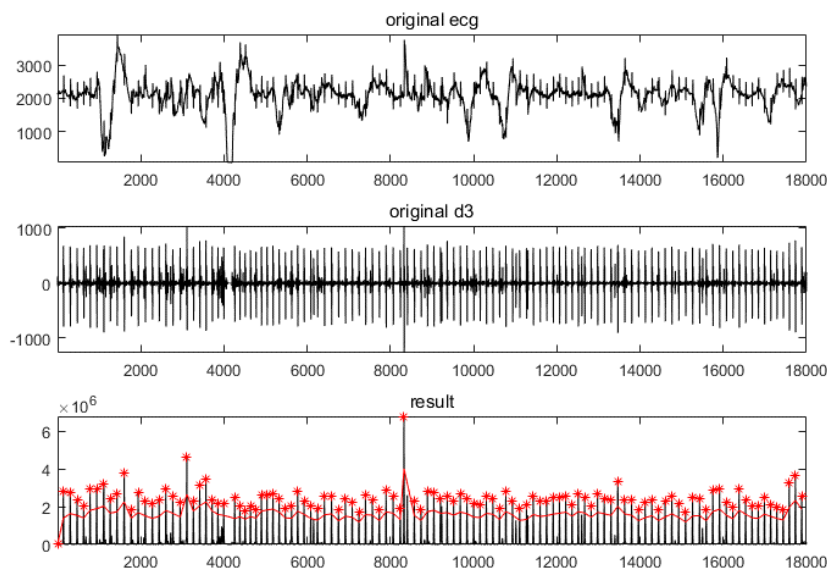


图 4-8 实际 ECG 特征提取算法验证

4.4 整机性能测试及性能对比

最后，本章对整个系统进行了测试，并且将计算得到的 bpm 与目前的商用产品进行比较。测试环境如图 4-9 所示，包括采集前端，蓝牙转 WiFi 路由，Android 移动终端。整个产品的尺寸约为 11cm*5cm。图 4-10 (a) 为 Android 显示界面，(b) 为与市场相关产品的测试对比。曲线 A, B, C 分别为 yuwell(鱼跃)公司的心率血氧监测仪，北京东方泰华有限公司的单导联心电记录仪的测试结果和本系统测试结果。曲线 B 和 C 为通过 ECG 计算的心率，曲线 A 为利用光电容积描记 (PPG) 方法实时计算的心率。结果表明，使用 PPG 得到的测试结果波动相对较大，本系统的测试结果与商用产品误差在 $\pm 3\text{bpm}$ 以内。



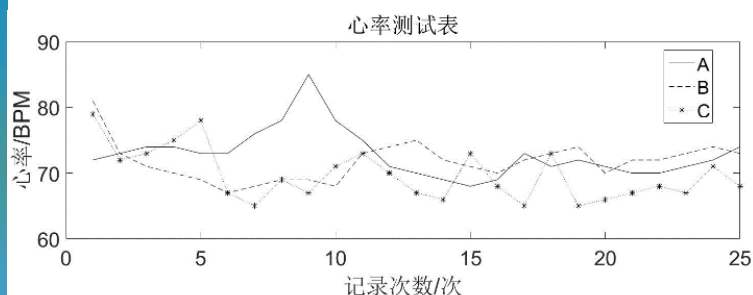
(a) 测试环境

(b) 采集贴尺寸与佩戴

图 4-9 测试环境图



(a) Android 显示界面



(b) 与相关产品性能对比

图 4-10 系统测试结果

4.5 本章小结

本章在 MATLAB 上分别对动态和静态 ECG 算法进行验证, 所采用的数据库为 MIT-BIH 心率失常数据库, 并对测试结果进行了总结。测试结果表明: 静态 ECG 处理算法准确率为 $Se = 99.74\%$, $+P = 99.66\%$, 动态 ECG 处理算法准确率为 $Se = 99.28\%$, $+P = 99.77\%$ 。采用动态 ECG 处理算法对运动伪迹的抑制很明显, 自适应阈值判决算法也能很好地消除伪 R 波对 R 波检测造成的影响。接着对实际采集的信号用相应的算法进行处理并与市面相应产品进行比较, 对比结果表明, 该算法处理的到的 BPM 比 PPG 得到的结果更稳定, 与商用产品的偏差在 $\pm 3\text{bpm}$ 以内。

总结与展望

工作总结

ECG 信号的采集, 处理与特征提取一直是科学研究的重点, 是医疗健康和运动监测领域的重要组成部分, 在科学研究和实际应用中都具有非常重要的意义。目前, 随着可穿戴设备的兴起, 穿戴式 ECG 监测系统面临的主要挑战包括低功耗、小尺寸和监测准确性的提高。随着电子科学技术的高速发展, 在科研界和工程界, 多种用于生理电信号采集的芯片也层出不穷。ECG 采集的模拟前端的低功耗和高信噪比性能是穿戴式设备中准确提取 ECG 信号的重要保证, 而特征提取算法则是用于确定 ECG 特征波形和对疾病进行预测的重要依据。本文的主要工作是对穿戴式 ECG 监测系统进行研究和设计, 包括硬件电路和 ECG 特征提取算法两大部分的设计。其中硬件设计包括信号调理单元、数字信号处理单元、模块管理单元、无线通讯单元和电源管理单元; ECG 特征提取算法包括静态 ECG 特征提取算法和动态 ECG 特征提取算法。本文的主要工作具体如下:

- 1) 针对穿戴式设备的具体要求, 设计了一款用于日常 ECG 监护的穿戴式设备。设备采用新型干电极——自润湿纸电极作为前端电极, 解决了湿电极长时间佩戴导致信号质量降低以及长时间佩戴引起人体不适的问题, 同时降低了电极的实用成本。采用 AD8232 模拟前端对 ECG 信号进行调理, 有效滤除了工频干扰和高频噪声的影响。使用 STM8L 超低功耗单片机对系统进行管理并实现静态 ECG 特征提取算法, 很好地满足了静态监测的需求。对可配置芯片的使用不仅增加了系统的使用灵活度, 相比于分立器件, 系统的体积和功耗更低, 满足穿戴式设备的使用要求。
- 2) 针对纸电极与人体接触不够牢固, 在 ECG 采集过程中尤其是动态 ECG 采集过程中运动伪迹大的问题, 分别设计了静态 ECG 处理算法和动态 ECG 处理算法。静态 ECG 处理算法直接在单片机中实现, 通过将处理结果发送至 Wi-Fi 中继, 提高了系统的访问能力。静态 ECG 处理算法是 Pan-Tompkins 算法的改进, 通过低通滤波, 微分和平平方和三个步骤代替 Pan-Tompkins 算法的预处理过程, 自适应阈值判决则根据 ECG 信号具有的不应期特性, 避免了 Pan-Tompkins 算法中使用回溯技术带来的复杂性, 而且自使用阈值判决也能直接用于动态 ECG 中的特征提取。动态 ECG 算法采用小波多尺度分析, 通过 sym4 小波对原始 ECG 信号进行分解, 选取第三尺度的细节系数, 进行后续处理。使用小波分解提高了

R 波与噪声的信噪比, 相比于时域处理方法具有更高的准确性。最后对算法使用 MIT-BIH 数据库进行了验证。验证结果表明: 静态下 ECG 特征提取准确率为 $Se = 99.74\%$, $+P = 99.66\%$; 动态下 ECG 特征提取准确率为 $Se = 99.28\%$, $+P = 99.77\%$ 。与市面产品的测试比较, 偏差在 $\pm 3\text{bpm}$ 以内。

后续工作展望

本文研究并设计了一款穿戴式 ECG 监护系统, 还有若干处需要改进或继续研究指出:

- 1) 硬件方面。由于低功耗的要求, 本文采用的处理器为 8 位嵌入式处理器, 但是 8 位处理器的性能有限, 无法实时实现稳态小波变换的计算。在实际使用中, 人们不会每时每刻关注实时数据的变化, 算法的片上实现是系统的一大改进。具体的实现, 可以牺牲部分功耗要求, 使用功耗较高但计算性能更加强劲的 Cortex-M 处理器。模拟前端方面, 由于没有使用右腿驱动电路, 采集的 ECG 信号受噪声影响很大, 需要进一步改进电路抑制共模干扰。
- 2) 算法方面。在动态 ECG 特征提取中, 对原始 ECG 信号进行较低尺度的分解, 虽然极大降低了计算量, 但是滤波效果在部分情形下却无法令人满意。当信号中出现连续的伪 R 波时, 由于阈值的变化与所有检测到的 R 波相关, 此时阈值的变化会出现非正常的状态, 影响后续的 R 波检测。针对这种情况, 可以考虑在稳定小波分解后增加一步降噪处理, 如硬阈值滤波或软阈值滤波。在运动伪迹消除方面, 还有很大的研究空间。

生理电信号的采集与处理一直是生物科学领域研究的重点, 具有巨大的发展潜力。生物科学技术的发展将大大提高人们的生活健康水平, 加深人们对生命的认识。在后摩尔时代, 微电子技术的纵向发展速度虽然有所放缓, 但是其横向的应用却使得整个产业更加蓬勃繁荣。随着移动互联网和信息化时代的到来, 穿戴式设备将逐步进入人们的日常生活中。各种高性能, 低功耗的计算芯片的出现, 大大推动了便携式设备的发展, 同时, 传感器的飞速发展如用于检测神经信号的超声波神经灰尘传感器和用于心电检测的织物电极, 同时机器学习, 模式识别等信息处理技术的不断革新, 也极大提高了穿戴式设备的实用性。高端的传感器技术和先进的信号处理技术的结合, 是未来极具潜力的发展方向。

目前, ECG 信号的采集与处理技术已经取得了一定的进步, 也有部分设备进入了临床应用, 但是这些设备仍然存在大量的不足, 如, 疾病监测的自动化技术仍达不到实用

水平，设备过于庞大，电极更换过于频繁等。如何解决上述问题是穿戴式监护产品走进日常生活所面临的重大挑战。为此，新型传感器的研究与设计，基于云计算和深度学习的自动化预测技术也逐渐与生理电信号处理技术相结合，成为极具研究意义的新一代研究课题。ECG 分析技术对于基础科学的研究和具体工程应用都具有重要意义，是人们探索人体生命活动的重要工具，也是预防疾病和提高健康水平的重要工具，在基础科学研究、医学和军事等方面都将会有广泛的应用。

参考文献

- [1] 陈伟伟. 中国心血管病报告 2015[J]. 中华医学信息导报, 2016(12):11-11.
- [2] 方丕华. 心电向量和心电图产生原理[C]. 全国心律失常与心电学新进展研讨会. 2013.
- [3] 方跃奇, 封根泉, 郭静男. 心电信号的功率谱特征及其生理意义[J]. 北京生物医学工程, 1986, 1(1):1-69.
- [4] 沙一峰. 心电传感器的设计技术研究[D]. 浙江大学, 2013.
- [5] 孟莹. 基于柔性 MEMS 干电极阵列的智能心电监护系统关键技术研究[D]. 上海交通大学, 2015.
- [6] Yoo J, Yan L, Lee S, et al. A wearable ECG acquisition system with compact planar-fashionable circuit board-based shirt[J]. IEEE Transactions on Information Technology in Biomedicine, 2009, 13(6): 897-902.
- [7] Pandya U T, Desai U B. A novel algorithm for bluetooth ECG[J]. IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 2012, 59(11): 3148-3154.
- [8] de Lucena S E, Sampaio D J B S, Mall B, et al. ECG monitoring using Android mobile phone and Bluetooth[C]. Instrumentation and Measurement Technology Conference (I2MTC), 2015 IEEE International. IEEE, 2015: 1976-1980.
- [9] Nielsena D B, Egstrup K, Branebjerg J, et al. Automatic QRS complex detection algorithm designed for a novel wearable, wireless electrocardiogram recording device[C]. Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC), 2012 Annual International Conference of the IEEE. IEEE, 2012: 2913-2916.
- [10] Pyattaev A, Johnsson K, Andreev S, et al. Communication challenges in high-density deployments of wearable wireless devices[J]. IEEE Wireless Communications, 2015, 22(1): 12-18.
- [11] Pan J, Tompkins W J. A real-time QRS detection algorithm[J]. IEEE transactions on biomedical engineering, 1985 (3): 230-236.
- [12] Patro K K, Kumar P R. De-noising of ECG raw signal by cascaded window based digital filters configuration[C]. Power, Communication and Information Technology Conference (PCITC), 2015 IEEE. IEEE, 2015: 120-124.
- [13] Makwana G, Gupta L. De-Noising of Electrocardiogram (ECG) with Adaptive Filter Using MATLAB[C]. Communication Systems and Network Technologies (CSNT), 2015 Fifth

International Conference on. IEEE, 2015: 511-514.

[14] P.Laguna,R.JaneH ,O. Meste et al.,“Adaptive filter for event-related bioelectric signals using an impulse correlated reference input: Comparison with signal averaging techniques”,IEEE Trans. Biomed Eng. Vol.39(10), 1992:1032-1044.

[15] N.V. Thakor, Y.S. Zhu. Applications of adaptive filtering to ECG analysis: noise cancellation and arrhythmia detection[J], IEEE Trans. Biomed. Eng.38(8) 1991:785-794.

[16] E.R. Ferrara, B. Widrow. The time-sequenced adaptive filter[J], IEEE Trans. Acoust. Speech Signal Process. Vol.29(3), 1981:679-683.

[17] SchuckAJr, Wisbeck JO. QRS detector pre-processing using the complex wavelet transform [C]. Proc of 25th IEEE EMBS Annual Intern Conf, 2003. 25902-25931.

[18] Li C, Zheng C, Tai C. Detection of ECG characteristic points using wavelet transforms[J]. IEEE Transactions on biomedical Engineering, 1995, 42(1): 21-28.

[19] Martínez J P, Almeida R, Olmos S, et al. A wavelet-based ECG delineator: evaluation on standard databases[J]. IEEE Transactions on biomedical engineering, 2004, 51(4): 570-581.

[20] Q. Xue, Y. H. Hu, and W. J. Tompkins. Neural-network-based adaptive matched filtering for QRS detection[J]. IEEE Trans.Biomed. Eng. Vol. 39, 1992:317-329.

[21] Manab Kr. Das, Samit Ari, Swagatika Priyadharsini. On an Algorithm for Detection of QRS Complexes in Noisy Electrocardiogram Signal[C]. India Conference (INDICON), 2011 Annual IEEE.2011:1-5.

[22] Liu X, Zheng Y, Phyu M W, et al. Multiple functional ECG signal is processing for wearable applications of long-term cardiac monitoring[J]. IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 2011, 58(2): 380-389.

[23] Li P, Liu M, Zhang X, et al. A low-complexity ECG processing algorithm based on the Haar wavelet transform for portable health-care devices[J]. Science China Information Sciences, 2014, 57(12): 1-14.

[24] Da He D, Sodini C G. A 58 nW ECG ASIC With Motion-Tolerant Heartbeat Timing Extraction for Wearable Cardiovascular Monitoring[J]. IEEE transactions on biomedical circuits and systems, 2015, 9(3): 370-376.

[25] 殷晓中,于盛林. 信号的时频分析理论与应用评述[J]. 现代电子技术,2006,(21):118-120.

[26] Mallat S G. A theory for multiresolution signal decomposition: the wavelet

- representation[J]. IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence, 1989, 11(7): 674-693.
- [27] 胡广书. 现代信号处理教程[M]. 北京: 清华大学出版社, 2004.
- [28] 孙延奎. 小波分析及其工程应用[M]. 北京: 机械工业出版社 2009.
- [29] 晏强, 周冬梅. 信号分析中小波变换基函数选择研究[J]. 电脑与电信, 2012, (3):49-50.
- [30] Lin H Y, Liang S Y, Ho Y L, et al. Discrete-wavelet-transform-based noise reduction and R wave detection for ECG signals[C]. e-Health Networking, Applications & Services (Healthcom), 2013 IEEE 15th International Conference on. IEEE, 2013: 355-360.
- [31] Ingrid Daubechies, 李建平. 小波十讲[M]. 国防工业出版社, 2011.
- [32] Shi F, Li X. Development of automatic motion artifact detection in mobile ECG monitor based on wavelet transform[C]. IEEE International Conference on Intelligent Control, Automatic Detection and High-End Equipment. IEEE, 2012:166-170.
- [33] Chen S W, Chen H C, Chan H L. A real-time QRS detection method based on moving-averaging incorporating with wavelet denoising[J]. Computer Methods & Programs in Biomedicine, 2006, 82(3):187-195.
- [34] Gutierrez-Rivas R, Garcia J, Marnane W, et al. Novel Real-Time Low-Complexity QRS Complex Detector Based on Adaptive Thresholding[J]. IEEE Sensors Journal, 2015, 15(10):6036-6043.
- [35] 王晓花, 徐学军, 何秋娅,等. 一种改进的心电图 QRS 波群检测算法[J]. 计算机工程与科学, 2016(5):983-987.
- [36] Baek, Ju-Yeoul, An, et al. Flexible polymeric dry electrodes for the long-term monitoring of ECG[J]. Sensors & Actuators A Physical, 2008, 143(2):423-429.
- [37] Zhang H, Pei W H, Chen Y, et al. A Motion Interference-insensitive Flexible Dry Electrode[J]. IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 2016, 63(6): 1136-1144.
- [38] Xuhong Guo, Weihua Pei, Yijun Wang, et al. A self-wetting paper electrode for long-term healthcare[J]. IEEE Sensors Journal, in press.
- [39] 孙旭东, 张跃. 基于 AD8232 和 MLX90615 的心电与体温测量系统设计[J]. 传感器与微系统, 2014, 33(9):81-84.
- [40] Zhang X Y. Portable Blood Glucose Meter Based on STM8L Microcontroller with Ultra Low Power Design[J]. Journal of North China Institute of Science & Technology, 2014.

- [41] 范晨灿. 基于蓝牙 4.0 传输的 Android 手机心电监护系统[D]. 浙江大学, 2013.
- [42] 蓝坤, 张跃. 基于 Android 的心电监护软件系统设计与实现[J]. 计算机工程与设计, 2013, 34(8): 2951-2956.
- [43] 周平, 焦宏宇, 汪丰, 等. 便携式无线心电监护终端的设计[J]. 计算机工程与设计, 2012, 33(9): 3407-3410.
- [44] Moody G B, Mark R G. The impact of the MIT-BIH arrhythmia database[J]. IEEE Engineering in Medicine & Biology Magazine the Quarterly Magazine of the Engineering in Medicine & Biology Society, 2001, 20(3):45.
- [45] 于滨. 基于低功耗蓝牙的心电监护系统的设计与实现[D]. 东北大学, 2012.

攻读硕士学位期间取得的研究成果

一、已发表（包括已接受待发表）的论文，以及已投稿、或已成文打算投稿、或拟成文投稿的论文情况（只填写与学位论文内容相关的部分）：

序号	作者（全体作者，按顺序排列）	题 目	发表或投稿刊物名称、级别	发表的卷期、年月、页码	相当于学位论文的哪一部分（章、节）	被 索 引 收 录 情 况
1						
2						
3						
4						

注：在“发表的卷期、年月、页码”栏：

1 如果论文已发表，请填写发表的卷期、年月、页码；

2 如果论文已被接受，填写将要发表的卷期、年月；

3 以上都不是，请据实填写“已投稿”，“拟投稿”。

不够请另加页。

二、与学位内容相关的其它成果（包括专利、著作、获奖项目等）

致谢

时光匆匆，转眼之间，三年的研究生生活已经接近尾声。回首这三年光阴，收获颇多。三年的时光足以将一个懵懵懂懂的少年塑造成有理想，有追求，目标明确的人。然而这一切的一切，都离不开老师，同学和朋友的帮助，当然还有家人的全力支持。在此，请先接受我对他们的由衷的感谢。

首先，我得感谢我的导师李斌教授。在毕设老师的推荐下，我来到了李老师的课题组。李老师渊博的知识，和蔼的为人以及严谨的治学态度，在学习和生活中都给予了我莫大的帮助。在科研的道路上，李老师不仅给了我灵活的研究空间，同时，李老师严格的要求也驱使着我不断进步。这种优秀的人格魅力深深影响着我，促使我不断进步，实现自己的目标。在此，我要向李老师表示衷心的感谢。

同时，感谢吴朝晖副教授对我学习生活的指导和帮助。每次的集体组会中，吴老师都会对每个人的工作进行记录并提供宝贵的意见。正是吴老师这些评价使我在科研生活上少走了很多弯路，拥有了更加明确的目标。

感谢中国科学院半导体研究生的陈宏达研究院，刘鸣副研究员和张旭副研究员在学习和生活中对我的帮助和指导。刘老师不仅帮我的专业技能得到了提高，在生活中也对我帮助颇多。还有李鹏，庞博和姚兆林等学长在科研上的细心指导，让我感受到了团队的力量以及技术的不可思议。

感谢实验室的赵明剑，王昆和吴海岗师兄在学业上的帮助，还有刘佳林，陈振业，吴喜鹏学长在学习和生活上的指导，没有他们的帮助，我的学习和工作不可能顺利进行。

感谢实验室的同届同学，我们一起学习，一起休息，共同度过了一段难忘的研究生时光。

最后，感谢我的家人。感谢你们这三年来对我的支持，你们对我的爱是我不断前进的动力，有了你们的支持，我才能走的更远。