

彭自然 李圣清 著

心电信号 智能分析与识别

湖南大学出版社

内 容 简 介

心脏疾病是威胁人类生命健康的主要疾病之一,美国每年约有60万人死于心脏病,我国平均每10秒就有一人被心脏病夺去生命。生理学研究证实心脏的电活动先于机械性搏动,若能在早期监测到这些异常的心电生理信号改变并及时采取救治措施,就可以有效地预防心脏病的发生。通过心电信号智能分析与识别能够及时发现心脏及其相关问题,为及时预防、及时诊断、及时救治提供了宝贵的平台。本书基于小波变换与深度学习前沿技术,对数字心电信号进行去噪、整形、分析、识别,从而提升心电智能实时监护水平。

图书在版编目(CIP)数据

心电信号智能分析与识别/彭自然,李圣清著. —长沙:湖南大学出版社,2020.12

ISBN 978-7-5667-2118-1

I. ①心… II. ①彭… ②李… III. ①心电图—信号分析
IV. ①R540.4

中国版本图书馆CIP数据核字(2020)第266610号

心电信号智能分析与识别

XINDIAN XINHAO ZHINENG FENXI YU SHIBIE

著 者: 彭自然 李圣清

责任编辑: 黄 旺

印 装: 广东虎彩云印刷有限公司

开 本: 710 mm×1000 mm 1/16 印张: 8 字数: 148 千

版 次: 2020年12月第1版 印次: 2020年12月第1次印刷

书 号: ISBN 978-7-5667-2118-1

定 价: 30.00 元

出 版 人: 李文邦

出版发行: 湖南大学出版社

社 址: 湖南·长沙·岳麓山 邮 编: 410082

电 话: 0731-88822559(营销部), 88821315(编辑室), 88821006(出版部)

传 真: 0731-88822264(总编室)

网 址: <http://www.hnupress.com>

电子邮箱: 274398748@qq.com

版权所有,盗版必究

图书凡有印装差错,请与营销部联系

前 言

移动心电监护设备能够实时采集、监护被监护对象的健康信息，及时分析、发现健康异常的情况，从而充分利用有限的医疗资源，保证患者得到及时的救治。本书以移动心电监护关键技术为研究目标，以移动 ECG 信号处理关键技术为重点，深入研究 ECG 压缩技术、ECG 特征值检测技术。本书系统研究了小波去噪理论，小波的特征检测理论，基于 ECG 的逆向分析技术，以及基于提升小波进行信号压缩理论。本书做了以下几个方面的工作：

一、本书提出了一种多项式直接代入 FFT 的并行算法。大多数被测信号具有稀疏特性，通过选择合适的变换基，有可能做到信号中仅含少量的非零变换系数。但是经典 FFT 基于 MIMD 模型的算法在处理稀疏信号时，对复杂度没有任何改善。多项式直接代入 FFT 并行算法充分利用了多项式奇偶项的不同特点，直接代入数据计算减少了运算过程中的通信，提高了并行性能。从研究结果来看，如果每次 FFT 变换的规模控制在 16~32 个数据单元，那么多项式 FFT 变换算法就具有相当大的计算优势，减少了数据变换过程中前后时序依赖性与空间依赖性，适合于做并行计算，但是随着运算规模的增大，基本操作次数呈指数上升。

二、本书提出了一种基于 EZW 的 ECG 压缩算法。通过建立小波消失矩与 ECG 信号幅频特征之间的关系模型，根据 ECG 信号的幅频特性对滤波器组进行优先处理，使基于小波变换的 ECG 去噪技术更加精细，效果更加显著。研究发现，通过小波变换滤波的效果与小波基函数的形状无关，而仅与消失矩的阶相关。研究还发现并不是消失矩的阶越高滤波的效果就越好。对于某一稳定的 ECG 信号，在同一束滤波器中存在一个确定阶数的滤波器能够取得最优滤

波效果。本书通过对消失矩的阶实现最优选择，然后基于 EZW 算法对零树编码进行序列化裁剪，并且能够最大限度保留心电信号的特征，有效地提高了心电数据压缩比。

三、本书研究提出了一种基于小波的 ECG 信号特征检测理论，将特征检测、ECG 去噪、ECG 信号压缩三个运算过程结合起来，省略了重复计算过程，在时间复杂度方面具有极大优势，非常适合于移动实时 ECG 分析处理。本书提出了一种基于 ECG 特征逆向分析心肌外膜动作电位的算法，开辟了一条智能分析诊断心脏疾病的途径。虽然目前的准确率仅有 87%，但随着医疗大数据的建立，心肌外膜动作电位标准将会更丰富，计算的精度将会不断提高。

四、本书提出了一种在一定条件下能达到最优节能的实时调度算法。智能移动平台面临的关键问题是待机时间短，实时任务调度复杂，实时计算的任务繁重。本书研究任务调度模型、任务能耗模型，通过将外设的能耗因子映射到运行的进程中，根据能量消耗最优化策略，分段实现动态规划调度。研究结果表明，本书实时调度算法在理论上与实践上都是一可行的且最优节能的。

五、本书提出了一种基于 ECG 信号的深度可分离卷积的方法，并通过加快数据归一化处理速度，节省了深度卷积神经网络的计算资源。本书基于快速深度卷积神经网络研究多分辨率 ECG 信号精确分类识别，训练一个高精度的快速深度卷积神经网络，实现多分辨率 ECG 信号精确的分类识别。

感谢本书作者的工作单位湖南工业大学对本书出版的大力支持。

由于作者水平有限，书中难免存在不妥之处，恳请读者批评指点。

作者

2020 年 10 月

目 次

1 绪 论	1
1.1 研究意义	1
1.2 研究现状及发展动态分析	3
1.3 移动智能心电监护手表项目的研发进展	8
2 FFT 及小波变换快速并行算法研究	12
2.1 FFT 并行计算	12
2.2 FFT 算法与 DFT 算法	13
2.3 FFT 并行算法	15
2.4 改进的 FFT 算法	16
2.5 FFT 算法验证	23
2.6 FFT 并行计算研究讨论	26
2.7 小波变换并行算法研究	26
2.8 Mallat 算法与快速傅立叶变换	27
2.9 基于 MPSoC 改进的 FFT 算法	28
2.10 小波变换并行算法优化	32
2.11 小波变换算法验证	35
2.12 小结	37
3 基于 EZW 的 ECG 压缩算法研究与改进	38
3.1 引言	38
3.2 提升小波变换	40
3.3 EZW 优化与改进	43
3.4 实验结果与结论	48
3.5 ECG 压缩算法研究讨论	52

4 基于小波变换的 ECG 信号分析处理研究	53
4.1 ECG 信号去噪研究	53
4.2 小波消失矩与最优小波基选择	55
4.3 ECG 信号小波变换的分层处理	61
4.4 去噪实验结果分析	68
4.5 小波去噪讨论	70
4.6 ECG 特征检测研究	70
4.7 QRS 波及 T 波特征值提取	72
4.8 ECG 逆向分析与心肌外膜动作电位特征检测	77
4.9 ECG 特征检测实验与仿真结果	82
4.10 特征检测讨论	86
5 移动终端最优节能实时任务调度算法	87
5.1 研究背景	87
5.2 相关工作	89
5.3 系统模型	90
5.4 节能最优调度算法	95
5.5 实验与仿真效果	102
5.6 最优节能调试研究讨论	104
6 基于深度学习的 ECG 分析与识别	105
6.1 深度卷积神经网络	105
6.2 ECG 多分辨率深度学习	108
6.3 ECG 多分辨率深度学习框架	113
6.4 多分辨率快速深度神经网络训练与测试	115
参考文献	116

1 绪 论

1.1 研究意义

(1) 研究发展可穿戴心电智能监测技术，不断满足强劲的社会需求

根据世界卫生组织发布的统计数据，心脏疾病是致死人数最多的疾病，每年有近 1770 万人死于心血管疾病，占全球总死亡人数的 31%。美国每年约有 60 万人死于心脏病，每死 4 个人中就有 1 人是死于心脏方面的疾病，仅冠心病每年医疗费用就高达 1089 亿美元。根据我国最新数据统计，每年约有 350 万人因心脏病死亡，平均每 10 秒钟就有一位中国公民被心脏病夺去生命，我国每年用于心脏疾病的医疗费用高达 1301 亿元人民币。心电图 (electrocardiogram, ECG) 不但广泛应用于临床医学实践，近年来也成为健康实时监测的一个重要工具。生理学研究证实，心脏的电活动先于机械性搏动，即心脏出现异常搏动时，其电生理活动已经发生改变，若能在早期捕捉到这些异常的心电生理改变并及时采取救治措施，可以有效降低由于各种心血管疾病导致的心源性休克死亡率，增加患者的生存机会。移动心电智能监测实时采集被监护对象的心电信号，通过智能终端自动分析诊断，能够及时发现心电异常情况，让患者得到及时的救治。可穿戴心电监测设备能够有效降低医疗设备和人工诊断的成本，作为个人健康管理设备推广普及，广泛运用于心脏疾病的预防、早期发现及管理。在当前社会老龄化趋势加剧的背景下，健康养老资源日渐紧缺，可穿戴心电监测设备可以让老人足不出户就能得到实时监护，提高老年人生活质量，使医疗资源得到优化配置。

2020 开春就遇到了新型冠状病毒引发的肺炎疫情，到 2020 年 4 月 19 日全球已有超过 230 万人感染新冠病毒，16 万多人因感染新冠肺炎死亡，疫情还在继续呈全球流行暴发趋势。疫情期间人工智能 (artificial intelligence, AI) 积极发挥作用，比如 AI 辅助病毒检测、AI 辅助肺部影像分析、AI 辅助筛选抗新

冠病毒药物等。在这场全人类对抗病毒的过程中，医疗资源特别紧缺，人工护理严重不足。如果移动智能健康监测设备得到普及应用，将会极大缓解医护人员的紧缺局势，帮助人们尽早战胜新冠疫情，减少损失。

(2) 开发移动心电智能监测设备，顺应智能可穿戴设备产业发展的趋势

近年社会健康需求、保健意识与日俱增，可穿戴健康监测设备产业强势兴起。2018年7月，IEEE(电气与电子工程师协会)发布的《“AI 新世代”第二年度全球调研报告》表明 AI+健康医疗将快速发展。市场研究公司 IDC 发布了全球季度可穿戴设备跟踪报告，数据显示到 2019 年底全球可穿戴设备市场比 2018 年度增长 15.3%，达到 19850 万台。这意味着可穿戴设备行业迎来新一轮的大规模增长。其中基础可穿戴设备增长 2.1%，而智能健康可穿戴设备同比增长高达 45.8%。这说明基础可穿戴设备市场规模增长速度趋缓，而智能可穿戴设备越来越受到市场欢迎。如果移动健康监测产品进一步提高监测的准确度和可靠性，将会促进智能可穿戴设备消费升级换代，推动可穿戴设备产业进入新的发展高潮。开展基于人工智能的心电监测技术研究，研发新一代移动心电智能监测设备，是智能可穿戴设备产业发展的大势所趋，是国家经济主战场的一场攻坚战。

(3) 推进可穿戴智能设备发展，服务人工智能国家战略

2015 年 7 月，国务院就已经发布《国务院关于积极推进“互联网+”行动的指导意见》。到 2018 年 4 月，相关部门又先后九次在各项政策中提到要快速发展人工智能，人工智能上升为国家战略。2019 年 5 月中国政府发布的《中国新一代人工智能发展报告 2019》中指出：2018 年以来，人工智能对科技、产业和社会变革的巨大潜力得到全球更加广泛的认同，各国人工智能战略布局进一步升级；中国人工智能发展与美国同处战略领先地位，已经成为推动国民经济发展的引擎。国务院在《新一代人工智能发展规划》(国发[2017]35 号)中提出发展便捷高效的智能服务，研发柔性可穿戴、生物兼容的生理监测系统，加强群体智能健康管理，研发健康管理可穿戴设备和家庭智能健康检测监测设备。将人工智能移植到可穿戴设备，研究心电智能监测技术，抢占人工智能科技制高点，是服务国家战略，也是响应国家重大需求。

(4) 智能 ECG 遭遇技术瓶颈，ECG 分析的准确率面临挑战

ECG 自动分类与诊断是可穿戴心电监测的关键技术，信息技术的发展使自动分析并识别异常心跳成为可能，然而现有的商用心电图分析诊断算法仍有较高的误诊率。对于可穿戴心电监测设备而言，只有提供准确可靠的诊断结果才能给予正确的警示和进行恰当的治疗，因而需要改进智能分析算法，提升诊

断准确率。但心电信号质量、分布特点及人工智能算法的局限性等问题使智能诊断的准确度遇到了瓶颈。近些年,随着人工智能技术的发展,神经网络在网络结构、超参数、优化方法和处理器等方面取得诸多研究成果,深度学习在语音识别、图像分类和目标检测等领域取得了进展,为开展心电智能分析研究带来了机遇。但是仍然存在理论与技术问题需要突破:一是当前运用深度学习技术识别 ECG 研究工作不多,积累的理论与技术经验不充分,计算精度有待提高;二是可穿戴设备的计算平台资源受到限制,缺乏部署大规模深度卷积神经网络的条件,如何将深度学习移植到可穿戴设备将面临挑战。解决这些科学与技术问题,是促进可穿戴智能心电监测设备发展的关键。

综上,推进深度 ECG 研究,开发穿戴智能 ECG 设备是社会健康生活的需要,是国家人工智能战略的重要环节,是国家产业发展的必然趋势。因此,本书聚焦上述科学问题,深入研究快速深度卷积神经网络,探索 ECG 智能识别技术。我们的主要研究内容如下:研究基于小波变换的 ECG 滤波与特征检测,通过小波分解定位 QRS 波群,实现快速检测 ECG 特征;深入研究并创建快速深度卷积神经网络模型,探索利用一维图像实现深度可分离卷积的方法,利用快速傅立叶变换进一步加快卷积运算速度;研究数据实现归一化处理方法,提高神经网络的泛化能力,提高网络通道提取特征能力,增强通道信息融合,提高运算精度;探索在资源受限的可穿戴智能终端构架高效精确深度卷积神经网络的方法和理论;突破资源受限的壁垒,创建网络深度达到 53 层的快速卷积神经网络,实现可穿戴深度学习;基于深度学习研究 ECG 信号精确分类识别,掌握深度学习 ECG 的规律与方法,设计 ECG 信号智能分类识别方案,监督训练一个快速深度卷积神经网络,实现深度 ECG 专家级的分类与识别。

1.2 研究现状及发展动态分析

(1) 研究现状分析

ECG 显示心机的规则收缩和放松的心脏的电活动,是心脏疾病诊断中最常用的信号之一。ECG 波形由五个基本波 P, Q, R, S 和 T 波以及一个小的 U 波组成。P 波代表心房去极化, Q, R 和 S 波通常称为 QRS 波群,代表心室去极化, T 波代表心室复极。ECG 波形的分析是诊断各种心脏异常的基础, ECG 信号分析的最重要的部分是 QRS 复合波的形状。QRS 复合波代表了心脏活动的去极化状态。正常心脏跳动是非常规则的,并且心房去极化总是跟随心室去

极化。心电图作为电信号，易受不同种类的噪声的影响。这种噪声的主要来源是其他身体肌肉的电活动，包括因呼吸产生的基线漂移，电极的不良接触产生的肌电漂移，以及各种电子设备的电磁干扰产生的噪声。所有这些都可能损坏 ECG 并导致错误的诊断，ECG 信号去噪已成为医疗工程的一项非常重要的任务。由于 ECG 是非平稳信号，正常的滤波器不能有效去除噪声。目前存在可用于去噪声信号的不同技术，例如文献[1]提出了带通滤波器，文献[2]采用了自适应滤波器，文献[3]提出整体平均技术扩展卡尔曼滤波器去噪，文献[4]提出经验模式分解和小波去噪。尽管这些方法中的一些已经在信噪比(SNR)方面表现出良好的性能，但是它们对参数变化过于敏感。

ECG 特征值是心电信号分析处理的主要目标之一。QRS 复合波和 R 峰的检测方法目前比较成熟，有多种方法在不同的系统得到应用。文献[5]使用了具有移动平均滤波的自适应阈值法，文献[6]使用了基于 Shannon 能量和希尔伯特变换的方法，文献[7]使用了基于经验模态分解(EMD)的 R 峰检测方法。每种方法都有自己的优点和缺点。在心脏心律失常的情况下，人的心脏的电活动可能比正常信号更慢或更快。因此，在诊断系统中需要区分正常和异常信号，这有助于心脏病专家检测心律失常。目前已经开发了用于分析 ECG 信号的不同的智能系统，并且使用各种检测算法来分析处理问题。与 ECG 心律失常分类相关的主要研究是基于小波变换(WT)进行神经-模糊分类，小波分析对于 ECG 信号的正确分类起着非常重要的作用。

人工智能和统计方法已经进入高级诊断阶段，可以用来识别心律失常。特征选择(FS)在 ECG 模式识别系统的模型训练和测试中起重要作用，FS 技术的目的是识别主要特征并消除噪声或可分配特征。文献[8]提出一种诊断系统能够使用人工神经网络和模糊逻辑的混合模型，从 ECG 数据中分类心律失常，已经实现了基于小波包树(WPT)分类器(用于 QRS 复合的检测)的算法，用于自动实时 ECG 数据的比较研究。使用小波包树分析，可以更精确地获得 ECG 的特征波的幅度和持续时间。在 ECG 信号中的报警特征的识别，对于充血性心力衰竭(CHF)的预测是极其重要的。使用计算机辅助技术进行的 ECG 信号分析可以加快诊断过程并有助于 CHF 患者的正确管理。文献[9]提出了基于双树复合小波变换(DTCWT)的方法来自动识别正常显示 CHF 的 ECG 信号，基本实现了 CHF 和正常 ECG 信号的自动区分。许多研究者通过心率变异性(HRV)评估和 ECG 信号检测技术检查 CHF 的患者。文献[10]开发了一种新的 ECG 模式识别方法，该方法可以在处理 ECG 信号中，选择显性特征，并且以较低的特征维度实现更好的分类性能。经验模态分解(EMD)是一种基于数据驱动

的非平稳信号处理方法,避免了繁琐的选择参数任务,不需要任何先验知识。EMD方法在机械故障诊断和生物医学数据分析方面的优先级已被验证。在过去几十年中,已经开发了用于ECG分析和心律失常检测的多种方法来提高检测的准确度和灵敏度。最近基于人工神经网络进行ECG信号分析也得到广泛运用,这项技术使用各种神经分类器将ECG信号数据真实地分为两类(异常类和正常类)。文献[11]提出了一种新颖的混合神经网络结构的分类方法划分ECG节拍,并划分出十种典型的ECG节拍,算法达到96%的准确性。文献[12]使用SVM和粒子群优化对具有高精度的ECG信号进行分类。检测来自心电图或ECG信号的R峰信号,在心脏监测系统和ECG应用中起着至关重要的作用。在文献[13]中,提出了基于总变差去噪(TVD)的方法来找出ECG信号中R峰的位置。使用TVD方法的一个优点是它保留了信号中的尖锐斜率或峰值。因此TVD方法用于R峰检测问题具有明显优势。在研究文献中,许多新的算法被开发出来并应用于ECG信号的检测和分割。这些算法中有一些使用线性或非线性滤波,还有一些算法使用信号变换以检测QRS波群。Pan Tompkins提出的滤波算法,是一种基于带通滤波(BPF)来识别QRS波群的算法,以减少ECG信号中的误检测。Yeh和Wang提出了一种简单可靠的线性方法——差分操作方法(DOM)来检测QRS复合波。实际上,随着硬件环境的改进,更多的算法使用变换,例如小波变换。文献[14]提出了使用ECG信号对冠状动脉疾病(CAD)的自动诊断,灵活的分析小波变换(FAWT)技术用于分解ECG信号,并使用通过第五级分解的ECG心跳定位CAD异常。文献[15]指出Morlet小波的分类准确度更高,此类方法用于大规模心脏筛查,并可以帮助心脏病专家进行诊断。

(2) 发展动态分析

① 深度学习

自从2012年AlexNet神经网络模型提出以来,深度神经网络(DNN)得到突破性发展。残差网络模型(ResNet)提出,卷积神经网络(CNN)的深度可以达到1000层以上。CNN网络通过反向传播梯度训练所有滤波器组中的权值,通过合成较低层次的特征来获得较高层次的特征,从而学习具有多个抽象层次的数据表示。因此深度卷积神经网络也被定义为“深度学习”(deep learning, DL)^[16]。深度学习在图像、视频、语音和音频处理方面取得了突破性进展。深度学习方法极大地提高了语音识别、视觉目标识别、目标检测以及药物发现和基因组学等许多领域的技术水平。深度学习能够识别模式并从原始输入数据中学习有用的特征,而不需要大量的数据预处理、手工编制的规则。随着训练

数据量增加，深度学习模型与理论的发展，基于 GPU 的高效并行网络框架的出现，深度学习的功能越来越强大。现在深度学习已经进入大众日常生活，如微信、支付宝的“刷脸支付”，淘宝的“拍立淘”等。但是深度卷积神经网络是高度可并行化的算法，需要计算能力与存储空间支撑，把深度学习转移到可穿戴设备仍然充满挑战。

近年移动终端开始普及，深度学习领域内也在努力促使神经网络向小型化发展。中国科学院自动化研究所程健等提出基于参数量化的深度卷积神经网络的加速与压缩方法。现在业内已经提出了 ShuffleNet, MnasNet 以及 MobileNet 等轻量级网络模型，这些模型使移动终端、嵌入式设备运行神经网络模型成为可能。Andrew G. 等人于 2017 年提出高效轻量级深度卷积网络模型 MobileNetV1，首次采用了深度可分离卷积方法加快卷积运算速度，在确保精度的前提下将资源消耗降低了一个数量级。2019 年，Andrew Howard 等人进一步提出了具有更高效率的轻量级深度卷积网络模型 MobileNetV3。随着这些技术的进化与革新，深度学习已经具备迁移到移动设备的理论基础。

②深度医疗

对医学图像的解释大多数都是由医生进行的，然而医学图像解释受到医生主观性、医生差异认知和疲劳的限制。用于图像处理的典型深度学习架构由一系列卷积网络组成，与人脑中的低级视觉处理一样，卷积网络检测提取图像特征，然后将提取的特征向量映射到候选者，以检测实际病变的概率，从而实现医学图像的自动解释。深度学习已经显示出巨大的科学价值与应用前景，世界各地的医学图像处理机构已经迅速进入该领域。近年来深度学习方法应用于各种医学图像分析，取得了专家级的分类效果。皮肤癌是最常见的人类恶性肿瘤，但皮肤病实现自动分类是一项具有挑战性的任务。《自然》期刊发表文章指出，深度学习在皮肤癌分类与识别方面具有与所有被测试专家同等的性能，其能力水平堪比皮肤科医生。深度学习强劲推动医疗数据分析快速增长，社会开启“深度医疗”模式。

③深度 ECG

ECG 智能化诊断在许多临床应用中已作为医生解释的重要辅助手段。然而，现有的商用 ECG 解释算法仍显示出较高的误诊率。ECG 大数据普及与人工智能发展相结合，为 ECG 智能分析诊断提供了机会。当前 DNN 主要用于 ECG 解释的工作，如噪声降低或特征提取，或者有限的诊断任务，如检测少数几种心跳类型(正常、心室或心室上异位、融合等)或心律诊断(最常见的是房颤或室性心动过速)。由于缺乏足够的训练数据，DNN 应用受到了一定限

制。文献[17]提出了一种全局可更新的分类方案,称为全局递归神经网络(GRNN)。采用递归神经网络(RNN)来研究心电信号的基本特征,选择信息量最大的节拍,并将其输入训练集,系统会随着训练集的增长而更新。文献[18]提出将心电信号经过经验模态分解(EMD),再与高阶固有模态函数(IMFs)组合形成一个修正的心电信号,处理后的信号输入CNN进行分类识别,实验结果显示精度有一定的提高。文献[19]提出了一种结合卷积神经网络和极限学习机(ELM)的心电自动分类方法,该方法表现出了良好的泛化能力。文献[20]利用短时傅立叶变换将心电信号转换为时频信号,然后作为数据输入训练多个不同尺度的深度卷积神经网络。文献[21]提出了一种基于卷积神经网络与长短期记忆网络 ECG 自动分类方法。文献[22]提出一种结合卷积神经网络和递归神经网络(CNN和RNN)的端到端模型自动检测心房颤动(AF)的方法。以上这些方法虽然取得了进步,但是在精度上始终难以达到心脏病专家级的水准。

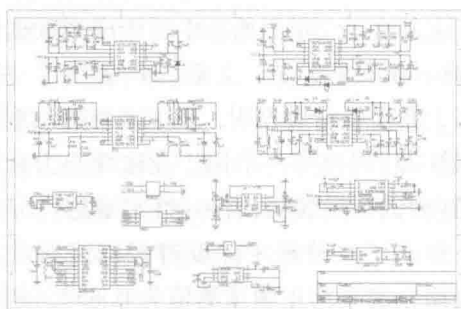
随着深度卷积神经网络能力的提高,深度学习已经成为 ECG 检测与分类的主要手段。文献[23]提出了一种基于深度学习的 ECG 分类方法,重点是筛查和鉴别阵发性心房颤动(PAF)患者,该方法以大量原始心电时间序列数据作为输入,通过自动学习 PAF 特征,正确率有明显提高。文献[24]提出了一种基于深度学习的集成网络模型识别 ECG,其实验结果表明,集成网络的识别性能比单一网络的识别精度高 0.8%。文献[25]提出了一个用于充血性心力衰竭诊断的 11 层深度卷积神经网络模型,其测试结果表明,特异性和敏感性分别为 99.01% 和 98.87%。《自然》期刊^[26]提出了一种基于深度神经网络对动态 ECG 进行分类诊断的方法,该方法对心律失常平均正确预测值为 0.837,超过心脏病学家的平均正确预测值 0.780。这表明深度学习实现 ECG 分类识别的水平已经接近心脏病专家级别,深度 ECG 将带来全新的智能生活。

综上所述,深度学习理论和技术逐步成熟,深度医疗得到推广应用,深度 ECG 技术正在提高,可穿戴智能设备是未来深度学习的发展方向,可穿戴深度 ECG 将给我们带来智能医疗与智能生活的革命。在项目组已有研究基础上,本书以可穿戴设备 ECG 为研究目标,研究深度卷积神经网络的压缩与加速,掌握 ECG 滤波与特征检测技术,创建一个 53 层的多分辨快速深度卷积神经网络模型,实现可穿戴深度 ECG 学习。拓展可穿戴深度 ECG 的理论,提高可穿戴深度 ECG 技术,具有重要的社会价值与科学意义。

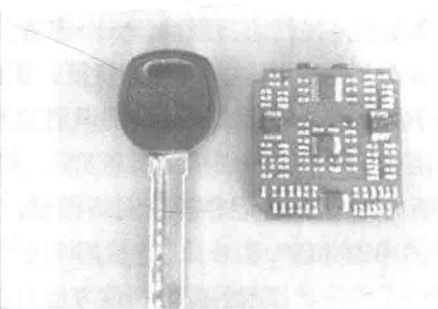
1.3 移动智能心电监护手表项目的研发进展

作者从事移动智能心电监护关键技术研究达5年之久，目标就是打造一款智能心电监护手表，能够对人体心电信号进行实时拾取、处理、分析、诊断，并且能够通过无线实时发送到管理服务中心，进行进一步分析与监测。目前我们已经完成的工作有：

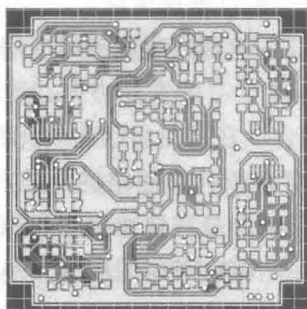
一是设计出了一款新的移动心电拾取电路。由于在低电压下人体电阻较大，心电信号受外界干扰严重，因此一般的拾取电路都含有右腿驱动电路设计，以浮地的方式过滤外界电磁干扰噪声。我们设计的心电拾取电路通过叠加47K震荡电波，使人体左右手之间的阻抗减小到只有 $500\ \Omega$ 左右，这样只需要两个电极便可以方便提取心电信号。我们为移动心电拾取电路设计了抗肌电干扰电路、高灵敏电源稳压电路、4阶抗工频干扰电路，这样使得心电拾取电路模块能够适应移动环境，能够在便携式设备中应用。如图1-1所示。



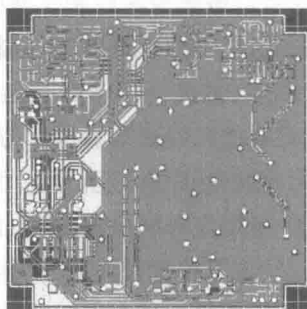
(a) 心电模块原理设计图



(b) 心电模块四层 PCB 设计正面图



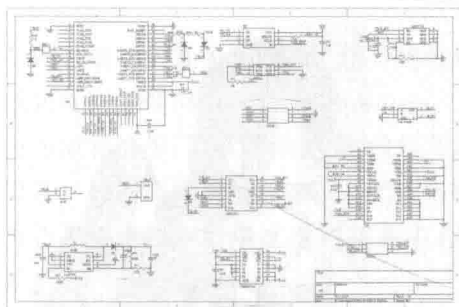
(c) 心电模块四层 PCB 设计底面图



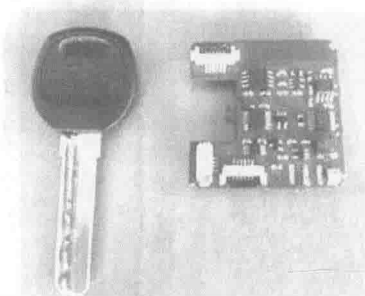
(d) 3.2 cm×3.2 cm 心电模块实物图

图 1-1 心电拾取模块设计及手板实物

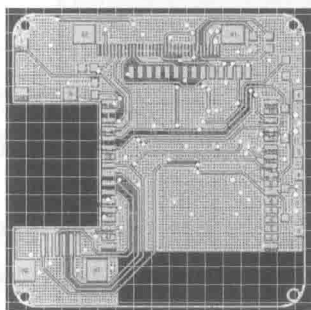
二是研发了一款移动智能心电监护终端。智能终端基于一款双核 ARM 主控芯片，不但具有了 Wi-Fi 无线通信功能，还集成了完备的移动智能终端外部设备，包括电容触摸屏、OLED 显示屏、ADC 数模转换、电源管理等，如图 1-2 所示，可以说就是一台具有自主知识产权的智能手表。该智能终端硬件设备经过反复验证优化，做到了功耗低，待机时间长，功能完善，外观成熟，集成度非常高。能够实现 Wi-Fi 无线通信，通过 AP 与后台服务器联网处理，能够实现 24 小时实时心电监测。该终端突破了与高灵敏的心电检测模块集成的关键技术，实现电容兼容性的最优处理。能够通过模拟电路实时采集心电信号，同时也可以将心电信号转换成数字信号进行实时分析处理，如图 1-3 所示。



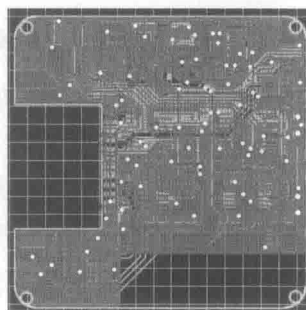
(a) 主板数字电路原理设计图



(b) 3.2 cm×3.2 cm 主板数字电路模块实物图



(c) 主板数字电路四层 PCB 设计正面图

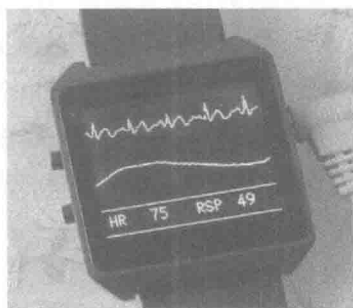


(d) 主板数字电路四层 PCB 设计底面图

图 1-2 智能移动终端——数字电路模块的设计制作



(a)集成的移动智能心电监护手表运行效果图



(b)集成的移动智能心电监护手表外观效果图



(c)集成的移动智能心电监护手表实物图

图 1-3 智能移动终端——心电手表的设计制作

三是研发出一套健康监护智能终端专用操作系统。该系统最大的特点是简洁实用，运行时占用存储空间不到 1 M。但是该系统具有完备的管理功能。该系统具有硬实时多任务调度的功能，能够有效地管理进程及 CPU 资源。该系统具有时钟管理、SPI 接口管理、IIC 接口管理、电源接口管理、数模转换管理等功能。在硬件抽象层的基础上，该系统配备了电容触摸屏驱动模块、OLED 显示屏驱动模块、心电信号处理模块、Wi-Fi 模块等。如图 1-4 所示。系统运行视频见 <https://v.qq.com/x/page/o0152oocwtu.html>。

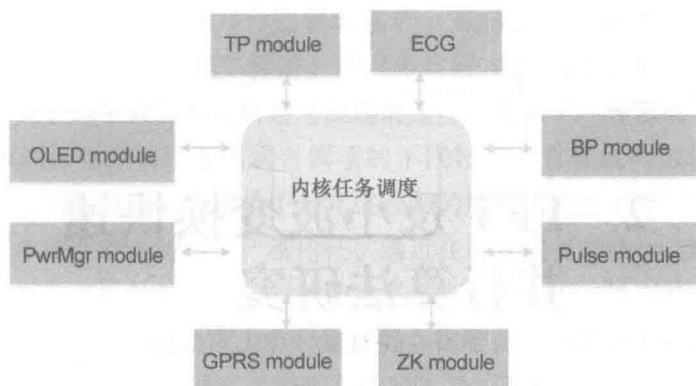


图 1-4 操作系统结构示意图

四是成功研发了一套心电信号处理专家系统。该系统包含了数字信号处理的快速并行 FFT (fast Fourier transform, 傅立叶变换) 算法、小波 Mallat 算法、提升小波算法等。项目针对心电信号开发了去噪算法、特征分析算法、病情诊断算法、数据高效压缩算法以及无线传输算法, 能够对心电信号进行完整的处理分析, 并将初步结果推送到服务中心及手机终端做进一步处理。如图 1-5 所示。

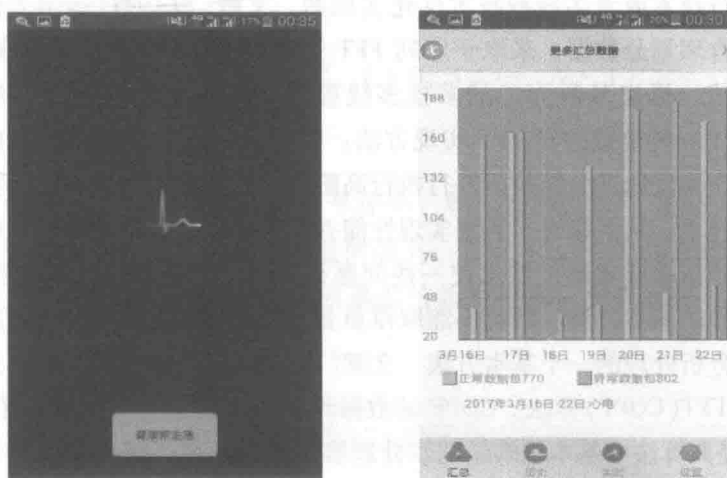


图 1-5 手机终端系统与智能监护手表联网实现实时心电监测