

山东大学

硕士学位论文

心电信号处理及心率变异性分析研究

姓名：宗慧

申请学位级别：硕士

专业：生物医学工程

指导教师：刘常春

20090510

摘 要

心电图技术以其操作简单、无创、易阅、重复性好等特点,成为心脏学临床诊断、观察、科研等不可缺少的手段之一。在国家 863 计划资助项目“心血管系统功能状态监测技术与装置”(项目编号:2006AA02Z4D9)中,心电信号可用作心音和脉搏波信号的定标,共同评价人体的心血管系统功能状态。然而人体心电图信号具有信噪比低,信号微弱以及非平稳和奇异点多的特征。在采集心电信号时,由于受仪器、人体等多方面的影响,所采集的信号中常常有工频干扰、运动伪迹、肌电噪声和基线漂移。本文针对这些特点,在去除心电信号噪声、基线漂移方面做了一些探索,改进了 R 波提取算法,取得了满意的效果。

基于心电图 R-R 间期序列的心率变异性(HRV)分析是近 20 年发展起来的定量评估心脏自主神经调节功能的无创性检测方法,在科研和临床上有较大的应用价值。本文在准确检测 R 波的基础上,对 HRV 信号进行了多方面的分析研究。包括:时域分析、频域分析、时频分析,并对 HRV 非线性分析做了一些介绍,提出了存在的问题和今后研究的方向。

第二章是对心电信号预处理和其基本特征点的检测做了一定研究。在预处理方面应用基于小波变换的方法对心电信号进行了去除噪声、抑制工频干扰、去除基线漂移,讨论了 R 波的检测方法,基于小波变换多分辨率分析理论和小波变换模极大值理论,设计了 R 波检测的程序,给出了算法流程,并对异常心电信号(R 波倒置)的特征点提取进行了探索,取得了良好的效果。

在准确探测 R 波的基础上,第三、四、五章对以 R-R 间期为基础的 HRV 信号进行分析。第三章介绍了 HRV 的时域分析方法,针对 24 小时 HRV 信号计算了两个样本的多个时域指标,并进行了比较分析。第四章对 HRV 频域分析方法进行了一些探讨,介绍了常见的频域分析方法的原理,并对几种新的 HRV 频域分析方法进行了探讨,计算了 HRV 信号的功率谱,指出了此类方法的发展方向。

第五章在深入研究小波包理论及方法的基础上,针对 5 分钟 HRV 信号,应用小波包分解的方法,计算了两组样本在各个频带上的能量分布,并进行了比较;

借助小波包分解计算了 LFVHF，揭示了年龄因素对 HRV 的影响。

关键词：HRV；多分辨率分析；小波包变换

ABSTRACT

The electrocardiogram (ECG) technique has been one of indispensable methods for diagnosis, observation and research of cardiology, because of its good characteristics. For example, easily operation, noninvasive, etc. In decades of years, the clinical applied area of ECG has become wider and wider. Some techniques use it for signing the time and phase. In the 863 project "Technique and Device for Detecting the Function and Status of Cardiovascular System" the ECG signal is used to mark phonocardiogram signal and pulse wave signal and evaluate the function and status of cardiovascular system. Because of the mixed other biomedical signal and electromagnetic interference the ECG signal has more noise and is harder to measure. According to this characteristic, we remove the wander of the baseline and detect R wave base on the theory of wavelet transform. The result of the experiment is very good.

Heart Rate Variability (HRV) based on RR interval is a nontraumatic diagnosis method developed in the recent 20 years for assessing the function of autonomic nervous system of heart, which has found application in scientific research and clinic. With accurate R wave position, analysis of HRV based on RR interval have been studied, including time domain measures, frequency domain measures and time—frequency domain analyses and nonlinear methods have been introduced. Current problems and trend of development have been predicted.

In Chapter Two the ECG preprocessing and characteristic point detection has been studied, including the elimination of high frequency noise, baseline wander and power line interference. The principle to detect odd signals by wavelet is showed, in which the position of odd point in a signal is determined by corresponding relation between those extremums of its wavelet transform and odd points. When it comes to the detection of those abnormal ECG signal, a new algorithm was proposed to detect inverse R wave. The results were very good.

Based on accurate R wave detection, we overviewed the indicator and evaluation

methods for HRV, and calculated the indicator of SDNN、SDANN、PNN50 and so on of two patients, one is almost healthy, the other is ST-T changed, by use of the database of MIT, which is the main content of chapter Three. And the results were compared. And chapter Four shows several new methods to analyzing the power spectral density, which comes from frequency analysis, and indicates the research trend of this technique.

Based on multi-resolution analysis and wavelet packet analysis, chapter Five reveals power density of each frequency bands of 5 minutes signal from two groups by wavelet packet transform and analysis age factor influence by calculating low frequency /high frequency power ratio with the help of WPT.

Keywords: Heart rate Variability; multiresolution analysis; wavelet packet transform;

原创性声明

本人郑重声明：所呈交的学位论文，是本人在导师的指导下，独立进行研究所取得的成果。除文中已经注明引用的内容外，本论文不包含任何其他个人或集体已经发表或撰写过的科研成果。对本文的研究作出重要贡献的个人和集体，均已在文中以明确方式标明。本声明的法律责任由本人承担。

论文作者签名： 宗慧 日期： 2009.5.26

关于学位论文使用授权的声明

本人完全了解山东大学有关保留、使用学位论文的规定，同意学校保留或向国家有关部门或机构送交论文的复印件和电子版，允许论文被查阅和借阅；本人授权山东大学可以将本学位论文的全部或部分内容编入有关数据库进行检索，可以采用影印、缩印或其他复制手段保存论文和汇编本学位论文。

(保密论文在解密后应遵守此规定)

论文作者签名： 宗慧 导师签名： 刘学军 日期： 2009.5.26

第一章 绪论

1.1 心电图与心血管疾病诊断

众所周知，心血管系统疾病已经成为危害人类健康的“头号杀手”。心血管系统疾病的一个显著特点就是，一旦发病，反应时间短，危害性大，往往在短时间内造成严重的后果，因此对心血管疾病的早期发现、预防显得尤为重要。心电图作为心血管疾病的一个重要检测手段，一直以来就受到广泛的关注。数十年来心电图临床应用的范围不断扩展，除了诸如各种方式的心电图负荷试验、心电图示波与监测、动态心电图等，有的技术把心电图作为时相的定标，如心音图、超声心动图、核素心脏显像、无创性心功能测定等^[1]。心电信号的采集和处理技术也日趋成熟。如，北京迈创的 SWE01 心电模块和上海贝瑞的 ZECG105 单通道心电板等。

本课题应用的心电信号主要为国家 863 计划资助项目“心血管系统功能状态监测技术及装置”的心电检测模块所采集。国家 863 计划资助项目“心血管系统功能状态监测技术及装置”的目的是研究一种简便、无创、有效的检测仪器，以实现心血管系统功能状态的综合评价和心血管疾病的早期诊断。

1.2 心脏的位置和结构

心脏是一个中空的肌性纤维性器官，形似倒置的、前后稍扁的圆锥体，周围裹以心包，斜位于胸腔中纵膈内，第 2~6 肋软骨或第 5~8 胸椎之间，2/3 偏在身体正中线的左侧。国人成年男性正常心重约 (284±50) g，女性 (258±49) g，约占人体重量的 0.5%，但心重可随年龄、身高、体重和体力活动等因素而有差异。心脏是人体内泵血的动力器官。由于心脏前方是胸骨和肋骨，后面为食管、大血管和椎骨，两旁是肺脏，因而心脏能受到有力的保护。心脏的结构如图 1.1 所示^[2]。

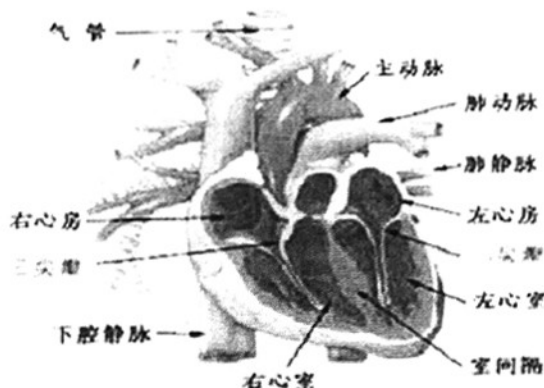


图 1.1 心脏的结构

1.3 心电导联

心电导联指在记录体表心电信号时，放置在机体特定部位的电极和输入导线之间的连接方式。Einthoven 于 1903 年提出标准 I、II、III 导联；Wilson 于 30 年代提出 V1~V6 单极胸导联，Goldberger 改良了中心电位端，于 40 年代提出了单极加压导联 aVR、aVL、aVF，这 12 个导联经过长期的临床实践验证，已成为国际公认的标准 12 导联^[3]。

1. 标准肢体导联 在心动周期里最主要的心电综合向量通常指向左前下方，因而通常反映在左下肢的电位最高，而右上肢电位最低，左上肢的电位居中。习惯上采用的三个标准导联就是将正常情况下电位较低的一个肢端连接心电图机的负极，较高的一端连正极，以便在多数导联上得到以正波为主的心电图波形。

双极导联由于测量两点之间的电势差而得名。最常用的双极导联为 I、II、III 标准双极肢体导联，简称标准导联。它是以两肢体间的电位差为所获取的体表心电。其导联组合方式如图 1.2 所示。电极安放位置以及与放大器的连接为：

I 导联：左上肢（L）接放大器正输入端，右上肢（R）接放大器负输入端；

II 导联：左下肢（F）接放大器正输入端，右上肢（R）接放大器负输入端；

III 导联：左下肢（F）接放大器正输入端，左上肢（L）接放大器负输入端。

其数学公式如下： $I = E_L - E_R$ $II = E_F - E_R$ $III = E_F - E_L$

E_L 、 E_R 、 E_F 分别代表左、右臂和左腿的电位，I 导联测量的是左右臂之间

的电位差，II 导联测量的是左腿右臂之间的电位差，III 导联测量的是左腿左臂之间的电位差。由以上公式化简，可得出在心动周期的任一时刻电位存在如下关系： $II=I+III$ ，即 Einthoven 法则。

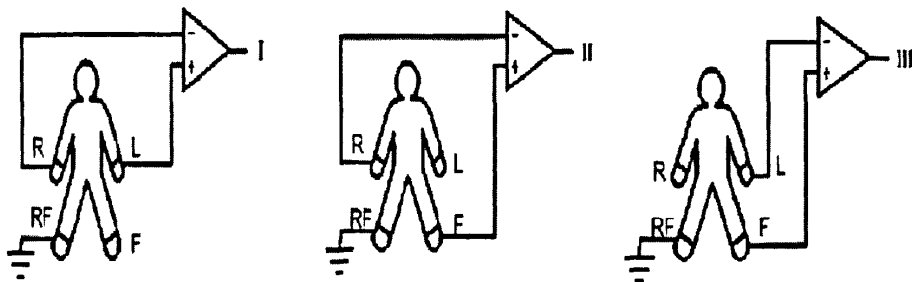


图 1.2 双极肢体导联

2. 单极胸导联和加压肢体导联

单极导联表示一个单独点的电势变化。如果把心电图机的负极接在零电位点上（无关电极），把探查电极接在人体任一点上，就可以测得该点的电位变化，这种导联方式称为单极导联。胸导联是一种单极导联，把探查电极放置在胸前的一定部位，这就是单极胸导联。这种导联方式，探查电极离心脏很近，只隔着一层胸壁，因此心电图波形振幅较大，V1、V2 导联面对右室壁，V5、V6 导联面对左室壁，V3、V4 介于两者之间。如果将测试点放在胸部各个不同部位，可以测得胸部不同部位的电势。1934 年，美国心脏协会选定心前区的六个位置作为标准记录点，如图 1.4 (b) 所示，V1 和 V2 在第四肋间隙胸骨左右缘，V4 在左锁中线和第五肋间隙相交处，V6 在左腋中线相当于 V4 的水平位置，V3 在 V2 和 V4 连线中点处，V5 在 V4 和 V6 的中点。

由于单极肢体导联（VL、VR、VF）的心电图形振幅较小，不便于观测，Gold-berger 提出在上述导联的基础上加以修改，方法是在描记某一肢体的单极导联心电图时，将该肢体与中心电端相连接的高电阻断开，这样就可使心电图波形的振幅增加 50%，这种导联方式称为加压单极肢体导联，分别以 avL 、 avR 和 avF 表示。如图 1.3 所示。

加压单极肢体导联标准的导联只是反映体表某两点之间的电位差，而不能检测某一点的电位变化，Wilson 提出把左上肢，右上肢和左下肢的三个电位各通过 5000 欧姆高电阻，用导线连接在一点，称为中心电端。理论和实践均证明，中

心电端的电位在整个心脏激动过程中的每一瞬间始终稳定，接近于零，因此中心电端可以与电偶中心的零电位点等效。在实际上，就是将心电图机的无关电极与中心电端连接，探查电极连接在人体的左上肢，右上肢或左下肢，分别得出左上肢单极导联（VL）、右上肢单极导联（VR）和左下肢单极导联（VF）。

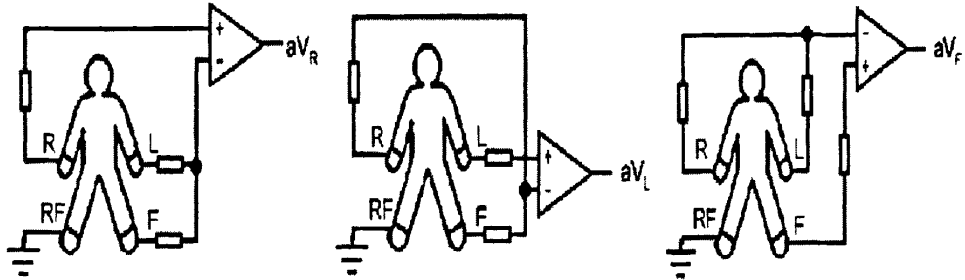


图 1.3 加压单极肢体导联

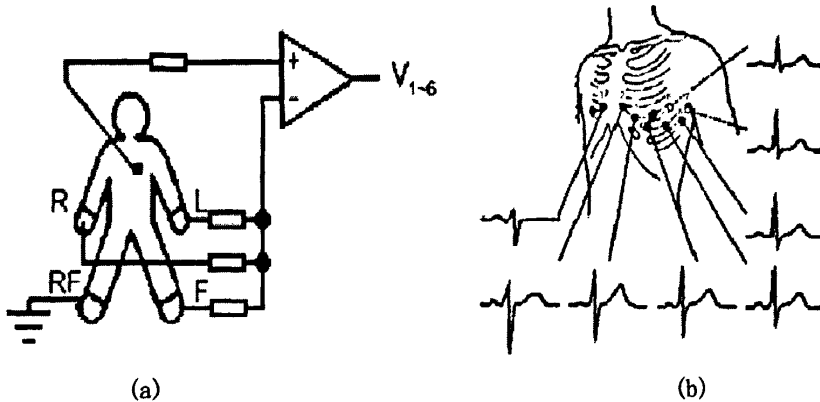


图 1.4 (a)胸导联 (b)胸导联位置及相关波形

3. 导联的相互关系 $I = E_L - E_R$ $II = E_F - E_R$ $III = E_F - E_L$

双极肢体导联 I、II、III，加压单极导联 aVR、aVL、aVF 和 6 个胸导联组成标准 12 导联。肢体导联包括双极和单极共 6 个，记录其中任何两个，可以推出其余四个，公式如下： $aVF = E_F - (E_L + E_R)/2 = (E_F - E_L)/2 + (E_F - E_R)/2$

$$= III/2 + II/2 = (II - I)/2 + II/2 = II - I/2$$

在常规心电图检查时，通常应用以上导联即可满足临床需要，但在个别情况下，例如疑有右室肥大，右位心或特殊部位的心肌梗塞等情况，还可以添加若干导联，例如右胸导联 V3R~V5R，相当于 V3~V5 相对应的部位；V7 导联在左腋后线与 V4 水平线相交处。

1.4 心电信号在心音成分提取中的应用

心脏的一次收缩和舒张构成的一个机械活动周期,称为心动周期。在一个心动周期中,心肌的收缩与随后的舒张、瓣膜开闭、血液加速度和减速度对心血管的加压和减压作用以及形成的涡流等因素引起的机械振动,可通过周围组织传递到胸壁。如将听诊器放置在胸壁的某些部位,就可听到与心搏一致的规则的声音,即心音。正常心脏搏动可产生4个心音,即第一、第二、第三、第四心音(S1~S4)。若用传感器将这些机械振动转换为电信号记录下来,就可得到心音信号,其波形图又被称为心音图(Phonocardiogram, PCG)。

目前,在记录心音时,S1、S2、S3、S4和心脏杂音同时记录和保存。而在对心音进行分析处理时往往是针对某一个心音成分,所以在分析心音之前,有必要将要分析的某种心音成分同其它心音成分分离开来。定位提取的目的是确定要分析的某种心音成分在心音图中的起止位置,然后将它从心音图中截取出来。由于心音信号的非平稳性,进行定位提取时存在许多困难。与心电信号相比,心音信号的波形存在较大的变异性,健康人与心血管疾病患者之间、人体的不同测试部位之间、人体处于不同活动状态时(如静息、运动等)的心音信号波形都会表现出较大的差异。

因此,长期以来在心音信号研究领域,为了实现快速而准确地定位S1和S2成分的位置,经典的识别方法都是根据心音信号与心电信号之间存在严格同步关系(如图1.5所示)的特点^[4,5],利用心电信号来提供S1和S2的定位基准。其中S1一般在R波过后20-40ms的时间范围内出现,时限范围为80-135ms而S2则一般出现在T波末端60-120ms的时间范围内。这种心音信号的定位方法需要同步检测心音信号和心电信号,然后再识别出心电信号中的R波位置和T波位置,并以此来划分S1和S2的时限。

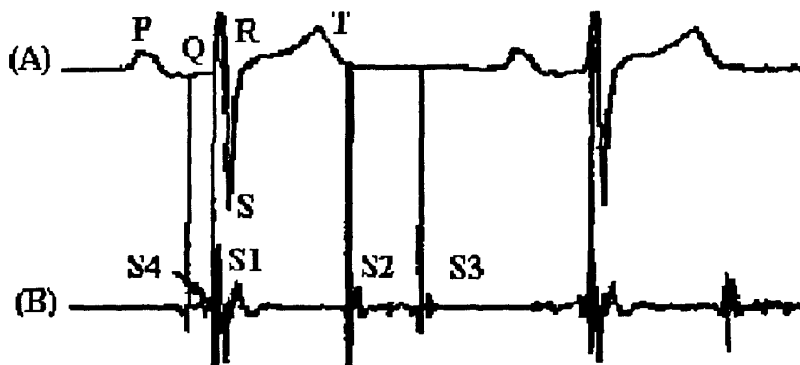


图1.5 心电信号与心音信号的时序对照示意图

(A) : 心电信号 (B) : 心音信号

1.5 心电信号在脉搏波特征点提取中的作用

脉搏波传导速度 (Pulse Wave Velocity, PWV) 是评估动脉血管功能变化的简捷、有效、经济的非侵入性指标, 能够综合反映各种危险因素对血管的损伤, 是心血管事件的独立预测因子。PWV 是血压波动通过动脉系统内给定两点距离间的传导速度, 取决于血管弹性、管壁厚度和血液浓度, PWV 与动脉扩张性和僵硬度密切相关。PWV 越快, 动脉的顺应性越差、僵硬度越高。

PWV 能够直接通过非侵入性的张力测量法、超声检查法和示波测量法测定。其中示波技术测量 PWV 简单、无创, 具有可重复性, 操作人员不需要长期培训, 适合在大规模人群的筛检和研究中使用。PWV 的测定是通过测量动脉节段的体表距离 (L) 和脉搏波传导时间 (PWTT) 求得, 计算公式是 $PWV=L/PWTT$ 。该指标已经写入 2003 年欧洲高血压指南^[6]。

对于脉搏波传导时间 PWTT 的获取, 现在普遍采用以心电图的 R 波峰值到在外周动脉处的同周期的脉搏波的起点 U 的时间作为脉搏波传导时间, 这被称为 R 波脉搏波传导时间 RWPWTT (参见图 1.6)。

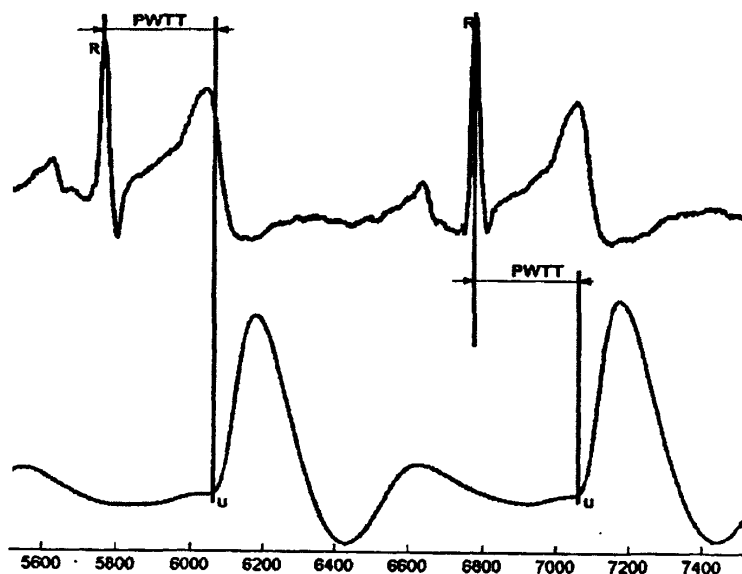


图 1.6 心电信号与脉搏信号的时序对照示意图

此外，在软件识别脉搏波信号时根据 R 波将脉搏波划分为一个个周期，在一个周期内确定脉搏波的波峰与波谷，也可以根据它们之间的时延关系进一步确定脉搏波的波峰与波谷的范围，提高检测准确性及精度^[7]。

1.6 HRV 的概念与产生原因

心率变异性 (Heart Rate Variability) 简称 HRV，是指连续心搏间瞬时心率的微小涨落。它产生于自主神经系统对窦房结自律性的调制，使心搏间期一般存在几十毫秒的差异或波动。研究表明，产生心率波动的因素包括脑的高级神经活动、呼吸活动以及由压力、化学感受器传入的心血管反向活动等，这些因素最终通过交感神经和副交感神经的调节作用表现出来。肾素——血管紧张素及其他体液因素按新陈代谢的需要调节心血管功能，使心率的变化呈现更长的周期规律性。自主神经系统按日常生理活动调节心血管功能，使心率昼夜不断变化，交感神经系统使心率快速变化，副交感神经系统使心率减缓。影响心率波动的最终结果在于上述各种因素对心脏的交感神经和迷走神经的综合调节作用。在这些机理的共同作用下，健康人的心率即使在静息状态下也非恒定，而是有起伏的，当患某些疾病时，体液和神经系统的这种内在平衡会被打破，导致 HRV 改变。迄今大量研究揭示，HRV 信号蕴含了有关心血管调节的大量信息，对这些信息的提取和

分析可以定量评估心脏交感神经和迷走神经活动的紧张性、均衡性、及其对心血管系统活动的影响。由于心率变异生理指标具有信息量大及无创伤检测特性,能够反映神经和体液的相互调节规律,已越来越多的应用于临床、公众健康评价等领域^[8]。

1.7 国内外研究现状和存在的问题

人体的心电信号从一定程度上客观反映了心脏各部位的生理状况,在临床医学中有重要意义。心电信号中的 R 波是心室除极时所产生的电位突变,其探测在心电信号分析、处理和诊断中最为关键,是区分正、异常心律的基础,也是其它参数判断的基础。准确检测 R 波是 HRV 信号分析的前提。同时, R 波的检测对于 QRS 波群其他特征点的确定也具有很重要的意义。

临床医学中,对心电信号处理的研究已经进行了很多年,以往人们基本采用单一的时域分析或者是单一的频域分析方法来研究心电信号,这两种方法都不能同时具备时域和频域的分辨能力,因此在进行信号分析时受到很大限制。随着小波理论的建立,人们开始将基于时——频分析的小波变换运用到心电信号分析中,并取得了很好的效果。正如前面所说,心电信号的分析首先是基准点的确定,尤其重要的是 R 波检测,目前检测的方法繁多,诸如:自适应阈值法,模板匹配法,神经网络法,共振指标函数法,小波变换法等。这些方法各有优缺点。自适应阈值法算法简单,处理速度快,易于工程实现,但是在信号处理过程中可能会有最大 180ms 的延迟;模板匹配法原理简单,但对高频噪声和基线漂移很敏感;神经网络法能够实现很好的判别效果,但训练时间较长,实际上很难应用;应用共振指标函数检出 QRS 波群算法简单,检出率高,但是对于异常心电图如 T 波高大的情况容易出现误差。

综上,目前的心电信号特征检测方法多种多样,并且各种新的检测理论和方法层出不穷,根据不同的要求,可以选择不同的算法。但是目前的心电信号处理方法,大多存在运算重复的问题,导致运算量较大,并且对于不规则心电信号,缺乏有效的措施。本文采用的算法充分考虑了信号处理的连续性,各步骤采用统一的方法,在保证效果的基础上,最大限度的压缩了算法重复性,并且提出了新的对含有倒置 R 波的心电信号处理算法,简化了步骤,取得了较满意的实验效

果。

HRV 最早是由 Hon 和 Lee 在 1965 年首先提出的^[9]。他们在胎儿宫内窘迫的研究中首次用 R-R 间期监测胎儿心率,发现心率变化减少可提示胎儿在宫内窘迫。70 年代 Sayers^[10]等对每搏心率信号中的生理节律进行了研究, Ewing 等发现糖尿病合并自主神经病变的患者,心率变化明显减少,他们建议观察短时 R-R 间期的差值以检测糖尿病患者的自主神经系统疾病^[11]。1977 年 Wolf 等发现心肌梗塞后的死亡率与 HRV 的降低相关,即心肌梗塞后的 HRV 减少提示患者的高危险性^[12]。1981 年 Akselrod 等提出用心率变异的功率谱分析评估心血管系统的调节功能,并证实 HRV 是预测急性心肌梗塞后死亡率的独立的危险因素^[13],这成为心率变异性研究的里程碑。

评价心率变异性的分析方法目前主要有时域分析^[52]、频域分析^[53]及时频域分析^[54]等线性分析及分形维数、近似熵和复杂度等非线性分析方法^[55]。这些分析方法从不同的侧面揭示了心血管系统的工作情况。其具体分析方法包括对长时程数据的分析和对短时程数据的分析两种方法,长时程传统上定义为 24h,短时程定义为 2~6min,本文取为 5min。由于短时程分析的条件比较好控制,不易受外界的干扰,因此临床和实验室希望从短时程心电信号中获得 HRV 信息。

HRV 时域分析是根据短时或者长时 R~R 序列的一些统计指标来完成的。短时分析指标反映迷走神经活动,通常要在控制受试者的一些动作(如深呼吸)的条件下测量。具体指标包括 R~R 时间序列平均数、R~R 时序标准差(standard deviation,SD)、DBD(deep breath difference)、RSA(respiratory sinus arrhythmia index)等等。长时分析指标是对 24 小时动态心电记录的窦性心搏进行分析。具体指标包括昼夜差值、SDNN(standard deviation of normal to normal intervals)、CLV(cycle length variability)、SDRR(standard deviation of RR intervals)、SDNN 指数(SDNN index)、RMSSD(root mean square successive difference)等等。HRV 时域分析还包括几何图形分析,比如 R~R 间期值直方图、R~R 间期差值直方图和 Lorentz 散点图等。

时域方法计算简单,最早应用于临床,并积累大量的经验值,但是这种方法丢掉了信号的时序信息,提取信号的特征值太少,敏感性和特异性低不能检测交感、迷走神经的张力及其均衡性的变化。一些指标,比如 SDRR 对心肌梗塞

后猝死危险性预报有一定的价值。时域指标应用时可作为评价其他分析方法的参考指标之一。

HRV 的频域分析是把 R~R 间期适当转换后的时域 HRV 信号变换成相应的功率谱信号以供分析。Kobayashi 等将 HRV 功率谱分成 3 个主要频谱成分,即高频成分(其谱峰在 0.25Hz 左右)、低频成分(其谱峰在 0.1Hz 左右)和频率延伸到极低处且谱密度值随频率降低而增大的“1/f 成分”。

自 1981 年 Aksolrod 等提出心率波动信号的功率谱分析方法之后,新的信号处理技术不断应用于 HRV 谱分析中,主要包括古典谱估计法(如快速傅立叶变换法)或现代谱估计法(如自回归模型法)对 R~R 间期序列进行谱估计。由于古典谱估计方法会产生诸如谱分辨率低、受窗函数影响和方差性能不好等缺陷,目前研究应用较多的是现代谱估计方法,也称为参数法(模型法),这种方法具有较高的谱分辨率,能消除谱泄露现象。自回归(AR)模型是其中一种应用较广泛的方法。另外,Levinson-Dubin 算法和 Burg 算法也较常用。但自回归模型阶数的确定存在一定困难。

频谱分析方法的生理意义比较明确,提供了自主神经系统调节功能的定量分析工具,对某些心血管疾病的早期诊断、病中监护和预后估计等有重要价值。但对很多心血管疾病的诊断和预测却无能为力,对一些疾病特异性不强,必须依靠其它手段获取参数,这可能和功率谱只是反映 HRV 的一段时间的概貌,信息量不足有关,而且功率谱分析建立在平稳模型的基础上,不能够反映 HRV 的动态特征和细节。时频联合分析和非线性动力学的发展为揭示心率变异性分析提供了新方法。

目前,国内有关时频分析的相关研究还比较少,时频分析的方法主要有短时傅里叶变换(STFT)、时频分布法、基于 AR 模型的时频分析法及小波变换法等。短时傅里叶变换主要适用于长时间数据的分析,时频分布法则对短序列分析较为有效。Vila 等提出了时频分布法分析短时数据的优点,应用于心肌缺血疾病的诊断,得到了较理想的实验结果。Bianchi 等将时变算法应用于 AR 模型中,得到一组新的 AR 参数,从而在非平稳情况下分析 HRV 的功率谱,获得了描述 HRV 暂时性变化的定量参数,同时提出进一步研究 HRV 信号时变谱分析的意义。

尽管这些方法已经在 HRV 分析中得到一定程度上的应用,但仍存在许多不

尽人意的问題：STFT 的时频分辨率是固定不变的，时频分析不是很灵敏；对于 AR 模型的时频分析需要正确确定模型及其顺序形式，实现起来存在繁琐的问题等。现在有不少学者希望建立更为优良的模型，本文在这方面也作了一些尝试，将工程中的功率谱模型（如 esprit 算法，music 算法，mvdr 算法，pisarenko 算法，prony 算法等）引入到 HRV 分析中来，以期能找到新的突破点。本文选择 prony 算法作模型进行了功率谱计算。

此外，具有多尺度分析能力的小波变换在 R 波检测、心室晚电位检测、心音分析中已显示出其优良的时频信号处理能力。虽然基于小波变换的 HRV 分析才刚起步，但分析结果已充分表明其敏感性和特异性都比传统的时域方法有较大提高。如，Gamoro 采用小波变换来分析 HRV 信号，之后又采用正交小波变换分析研究了心肌缺血与 HRV 的联系。Wiklund 等采用自适应小波变换对短程 HRV 信号进行分析。Pichot 等使用小波变换定量描述了 HRV 信号的时频特性。小波包变换由于比小波变换具有更高的时——频分辨率，本文基于小波包变换对 HRV 信号进行分析，并通过实验证实了该方法具有一定的区分度。

1.8 本文的主要工作和内容

(1) 较为系统的阐述了心电信号的产生机理、心电导联以及心电信号的特点。

(2) 心电信号的预处理。人体心电信号的主要频率范围为 0.05~100Hz，幅度约为 0~4mV，信号十分微弱。由于心电信号中通常混杂有其它生物电信号，加之体外以 50Hz 工频干扰为主的电磁场的干扰，使得心电噪声背景较强，测量条件比较复杂。针对心电信号的特点，基于小波变换多分辨率分析理论和小波变换模极大值理论，改进了算法的复杂性，进行去除基线漂移，去除噪声，提取特征点，并就异常心电信号的特征提取算法进行了改进，取得了良好的实验效果。

(3) 综述了国内外 HRV 信号的处理和分析方法，发展历史及研究现状。

(4) 对 24 小时 HRV 信号进行时域分析，计算时域指标，比较了不同身体健康状况下的 HRV 时域指标差别。

(5) 对 5 分钟 HRV 信号进行频域分析，提出了新颖的功率谱计算方法，并进行了初步比较。

(6) 对 HRV 信号进行小波包分解, 揭示了心率变异性在不同年龄下的特征机制, 并应用小波包分解的方法计算了 LF/HF。

(7) 在本文最后对 HRV 非线性分析方法进行了系统的总结和归纳, 并提出了进一步的研究方向。

第二章 基于小波变换模极大值的心电信号处理

在这一章中,我们将介绍小波变换的基本理论,并应用小波变换对心电信号进行预处理和提取特征点。

2.1 小波变换理论

2.1.1 小波变换简介

经典的傅里叶变换是时域到频域相互转化的工具,从物理意义上讲,傅里叶变换的实质是把信号波形分解成许多不同频率的正弦波的叠加。这样我们就可将原信号的研究转化为对其权系数,即其傅里叶变换的研究。从傅里叶变换中可以看出,这些标准基是有正弦波及其高次谐波组成的,因此它在频域内是局部化的。

虽然傅里叶变换能将信号的时域特征和频域特征联系起来,能分别从信号的时域和频域观察,但不能把二者有机地结合起来。这是因为信号的时域波形中不包含任何频域信息,也就是说,对于傅里叶谱中的某一频率,不能知道这个频率是在什么时候产生的。

小波分析方法是新出现的信号时频分析方法,是由法国从事石油勘测信号处理的地球物理学家莫来特(Morlet)在1984年提出的,具有多分辨率(Multi-resolution Analysis)的特点。小波分析方法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,在低频部分具有较高的频率分辨率和较低的时间分辨率,在高频部分具有较高的时间分辨率和较低的频率分辨率。小波变换对信号具有自适应性。与傅里叶变换和盖伯(Gabor)变换相比小波变换是时间——频率的局部化分析,它通过伸缩平移运算对信号逐步进行多尺度细化,最终达到高频处时间细分,低频处频谱细分,能自动适应时频信号分析的要求,从而可聚焦到信号的任意细节,解决了傅里叶变换的困难问题,成为继其之后在科学方法上的重大突破,甚至有人把它称为“数学显微镜”。它在二十世纪九十年代初提出后立即引起广泛

关注,在经过了近十几年的研究后其数学形式化体系已经建立,并在信号分析和图像处理等领域得到了迅速发展。

典型的几种小波函数包括 Harr 小波、Daubechies 小波、Coiflet 小波和 Meyer 小波等,小波变换根据实际应用中的需要不断的涌现出许多新的概念方法和处理手段,例如小波正交基的构造、多分辨分析概念的引入、小波变换快速分解与重构算法(Mallat 算法)、具有紧支集的小波正交基和双正交小波基理论的提出,近年来小波分析已经深入到非线性逼近和统计信号处理等领域,由此可见小波理论及应用正在逐步发展与完善^[14]。

2.1.2 一维连续小波变换

定义:平方可积函数 $\Psi(t) \in L^2(R)$ 满足以下条件:

$$\int_R \frac{|\hat{\Psi}(\omega)|^2}{\omega} d\omega < +\infty \quad (2.1)$$

或相应等价条件:

$$\int_R f(t) dt = 0 \quad (2.2)$$

则称 $\Psi(t)$ 为一个基本小波或母小波。其中 $\hat{\Psi}(\omega)$ 是 $\Psi(t)$ 的 Fourier 变换。平方可积函数 $\Psi(t) \in L^2(R)$ 一维连续小波变换的定义为:

$$WT_f(a, b) = \frac{1}{\sqrt{a}} \overline{\Psi\left(\frac{t-b}{a}\right)} dt = \{\Psi_{a,b}, f\} \quad (2.3)$$

其中 $\Psi_{a,b}(t)$ 为母小波 $\Psi(t)$ 经伸缩平移后依赖于参数 a 和 b 的小波函数。

$$\Psi_{a,b}(t) = \frac{1}{\sqrt{a}} \Psi\left(\frac{t-b}{a}\right), \quad a \in R, \text{ 且 } a \neq 0, \quad b \in R. \quad \{\Psi_{a,b}, f\} \text{ 表示 } \Psi_{a,b} \text{ 与 } f \text{ 的}$$

内积。 a 称为伸缩因子或尺度因子, b 称为平移因子。

如 Marr 小波,它是由 Gauss 函数经二阶求导后形成的小波基函数。

$$\Psi(t) = \frac{2}{\sqrt{3}\sqrt{\pi}} (1-t^2) e^{-\frac{t^2}{2}} \quad (2.4)$$

母小波 $\Psi(t)$ 经伸缩平移后依赖于参数 a 和 b 的小波函数为:

$$\Psi_{a,b}(t) = \frac{2}{\sqrt{3a\sqrt{\pi}}} \left(1 - \frac{(t-b)^2}{a}\right)^{\frac{a}{2}} e^{-\frac{(t-b)^2}{a}} \quad (2.5)$$

尺度越大,意味着小波函数在时间上越长,亦即被分析的信号区间也就越长,因此,尺度越大意味着频率的分辨率也就越低,主要获取的是信号的低频特性。反之,尺度越小,意味着只与信号的非常小的局部进行比较,因此主要获取的是系统的高频特性。因此,它们之间的关系可归纳如下:

小尺度 $a \rightarrow$ 压缩的小波 \rightarrow 快速变换的细节 \rightarrow 高频部分

大尺度 $a \rightarrow$ 拉伸的小波 \rightarrow 缓慢变换的粗部 \rightarrow 低频部分

一维连续小波逆变换为:

$$f(t) = \frac{1}{C_{\psi}} \int_{\mathbb{R}} \int_{\mathbb{R}} WT_f(a,b) \frac{1}{\sqrt{a}} \Psi\left(\frac{t-b}{a}\right) \frac{da db}{a^2} \quad (2.6)$$

其中

$$C_{\psi} = \int_0^{+\infty} \frac{|\hat{\psi}(a\omega)|^2}{a} da < +\infty \quad (2.7)$$

可以看出函数 f 和它的小波变换系数 $WT_f(a,b)$ 之间存在着——对应的关系。

2.1.3 一维离散小波变换

在实际应用中,尤其是在计算机上实现时,连续小波必须加以离散化。在连续变化的尺度 a 和时间 b 值下,小波基函数 $\Psi_{a,b}(t)$ 具有很强的相关性,体现在不同点上的小波变换系数满足重建核方程,因此信号 $f(t)$ 的连续小波变换系数的信息量是冗余的,这样会浪费计算时间和计算机存储空间。

减小小波变换系数冗余度的做法是将小波基函数 $\psi_{a,b} = \frac{1}{\sqrt{a}} \psi\left(\frac{t-b}{a}\right)$ 的 a 、 b

限制在一些离散点上取值。通常令 $a = a_0^j$, $b = ka_0^j b_0$ 。所以对应的离散小波函数

$\psi_{j,k}(t)$ 即可写作:

$$\psi_{j,k}(t) = a_0^{-1/2} \psi\left(\frac{t - ka_0^j b_0}{a_0^j}\right) = a_0^{-1/2} \psi(a_0^{-j}t - kb_0) \quad (2.8)$$

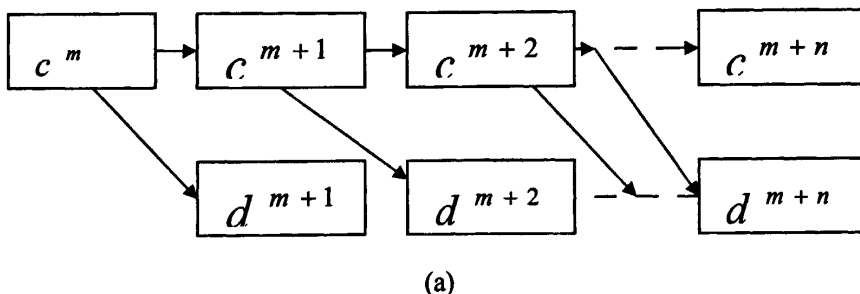
为了使小波变换具有可变化的时间和频率分辨率,适应待分析信号的非平稳性,我们常需要改变 a 和 b 的大小,以使小波变换具有“变焦距”的功能。在实际中采用的是动态的采样网络,最常用的是二进动态采样网络,即 $a_0 = 2$, $b_0 = 1$ 每个网络点对应的尺度为 2^j , 而平移为 $2^j k$ 。由此得到的小波为:

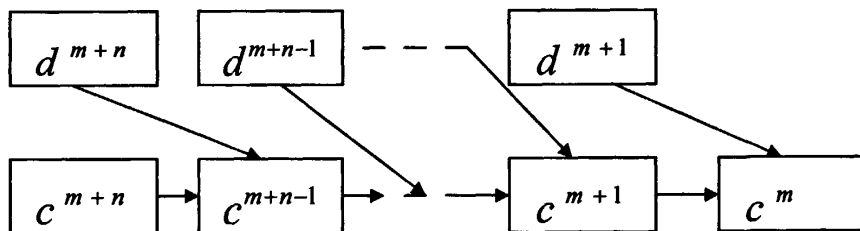
$$\psi_{j,k}(t) = 2^{-j/2} \psi(2^{-j}t - k) \quad j, k \in \mathbb{Z} \quad (2.9)$$

称为二进小波,二进小波对信号的分析具有变焦距的作用。假定有一放大倍数 2^{-j} , 它对应为观测到信号的某部分内容。如果想观看信号更小的细节,就需要增加放大倍数即减小 j 值;反之,若想了解信号更粗的内容,则可减小放大倍数,即加大 j 值。在这个意义上,小波变换被称为数学显微镜。

2.1.4 多分辨率分析

多分辨率分析(Multi-resolution Analysis MRA),又称为多尺度分析,是建立在函数空间概念上的理论。1988年 S.Mallat 在构造正交小波基时提出了 MRA,从空间的概念上形象地说明了小波的多分辨率特性。给出了正交小波的构造方法以及正交小波变换的快速算法,即 Mallat 算法。Mallat 算法分解与重构算法如图 2.1 所示,其中,图(a)为小波快速分解算法,图(b)为小波快速重构算法。





(b)

图 2.1 Mallat 分解与重构算法

从图 2.1 中可以看出，多分辨率分析只是对低频部分进行进一步分解，而高频部分则不予考虑。由此可见，小波变换去噪算法的原理是：把带有噪声的测量信号进行小波分解，由于信号与噪声在小波变换下的行为各不相同，二者可以被分离出来；把那些属于噪声的小波系数置为 0，剩余的部分进行小波重构，从而得到没有噪声的信号^[15]。

2.2 心电信号分析基础

2.2.1 心电信号的产生机理

心脏细胞除极和复极的电生理现象，是心脏运动的基础。心肌细胞在静止状态时，保持膜内外的电位差别，一般称为极化状态，在动作电位开始的一瞬间，极化状态消失了，因而把这一过程称为除极过程；心肌细胞经过一次除极后，细胞内又能逐渐恢复其负电位，这一过程成为复极过程。因而采用微小电极可以在心肌细胞被激动时确切地测定细胞膜内外电位差的变化。由心脏内部产生的一系列非常协调的电刺激脉冲，分别使心房、心室的肌肉细胞兴奋，使之有节律地舒张和收缩，从而实现“血液泵”的功能，维持人体循环系统的正常运转^[16]。

在正常人体内，由窦房结发出的一次兴奋，按一定的途径和过程，依次传向心房和心室，引起整个心脏的兴奋。因此，每一个心动周期中，心脏各部分兴奋过程中出现的电变化的方向、途径、次序和时间等，都有一定的规律。这种由大量心脏细胞有序活动产生的生物电变化通过心脏周围的导电组织和体液，反映到身体表面上来，使具体各部位在每一心动周期中也都发生有规律的变化。将测量电极放置在人体表面的一定部位记录下来的心脏电变化曲线就是目前临床上记

录的心电图 (Electrocardiogram, ECG)。心电图反映心脏兴奋的产生、传导和恢复过程中的生物电变化。心电信号经过传导衰减,反映在身体表面时一般为毫伏量级的非常微弱低频电信号^[16]。正常的人体心电图是由一系列重复出现的波、段和间期组成,如图 2.2 所示^[17]。

(1) P 波 (P wave): 反映左右心房的电激动过程电位和时间的变化。是心电图上最早出现的波,其持续时间为兴奋在左、右心房扩布的时间,一般不超过 0.11s,幅度小于 0.25mV。

(2) P-R 间期 (P-R interval): 自 P 波开始至 Q 波开始的间距。代表心房开始除极至心室开始除极的时间。P-R 间期的正常值随年龄和心率而有所差别,心率慢者, P-R 间期较长。正常人一般在 0.12s~0.20s 之间。

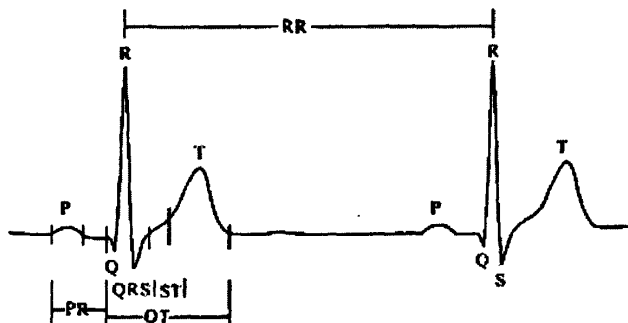


图 2.2 心电图典型波形

(3) QRS 波群 (QRS complex): 反映左右心室除极过程电位和时间的变化,典型的 QRS 波群包括三个相连的波。第一个向下的波为“Q”波;继之向上的波为“R”波;继 R 波之后的向下波为“S”波。正常 QRS 时间在 0.06s~0.08s 之间,一般不超过 0.10s。

(4) S-T 段 (S-T segment): 从 QRS 波群终点到 T 波起点的线段,反映心室早期复极过程电位和时间的变化。

(5) T 波 (T wave): 反映晚期心室复极过程电位的变化。

(6) U 波 (U wave): 代表心肌活动的“激后电位” (after potential)。可能表示心肌激动后的电位变化,人们对它的认识仍在探讨中。

(7) Q-T 间期 (Q-T interval): 从 QRS 波群起点到 T 波终点的时间,反映心室除极和复极的总时间。

可以看出,心电信号与其它生理信号一样,是一种强噪声背景下的低频微弱信号是由复杂的生命体发出的不稳定的自然信号。

2.2.2 心电信号的特征

(1) **微弱性** 心电信号非常微弱,一般只有 $0.05\sim 5\text{mV}$,典型值为 1mV 。要检测心电信号,就必须设计出合适的心电检测放大电路,同时必须进行滤波等抗干扰技术处理。

(2) **低频特性** 心电信号频率比较低,频谱范围为 $0.05\sim 100\text{Hz}$,能量主要集中在 $0.5\sim 20\text{Hz}$ 。

(3) **不稳定性** 人体与外界有密切的联系,内部各器官间存在相互影响,加之心脏位置、呼吸、年龄等原因,都会使心电信号发生相应的变化。

2.2.3 心电信号的噪声来源

人体心电信号是一种弱电信号,信噪比低。一般正常的心电信号频率范围为 $0.05\sim 100\text{Hz}$,而 90%的心电信号(ECG)频谱能量集中在 $0.25\sim 35\text{Hz}$ 之间。采集心电信号时,会受到各种噪声的干扰,噪声来源通常有下面几种^[18]:

(1) **工频干扰** 50Hz 工频干扰是由人体的分布电容所引起,工频干扰的模型由 50Hz 的正弦信号及其谐波组成。幅值通常与 ECG 峰峰值相当或更强。

(2) **电极接触噪声** 电极接触噪声是瞬时干扰,来源于电极与肌肤的不良接触,即病人与检测系统的连接不好。其连接不好可能是瞬时的,如病人的运动和振动导致松动;也可能是检测系统的不断的开关、放大器输入端连接不好等。电极接触噪声可抽象为快速、随机变化的阶跃信号,它按指数形式衰减到基线值,包含工频成分。这种瞬态过渡过程可发生一次或多次、其特征值包括初始瞬态的幅值和工频成分的幅值、衰减的时间常数;其持续时间一般的 1s 左右,幅值可达记录仪的最大值。

(3) **人为运动** 人为运动是瞬时的(但非阶跃)基线改变,由电极移动中电极与皮肤阻抗改变所引起。人为运动由病人的运动和振动所引起,造成的基线干扰形状可认为类似周期正弦信号,其峰值幅度和持续时间是变化的,幅值通常为几十毫伏。

(4) 肌电干扰 肌电干扰来自于人体的肌肉颤动, 肌肉运动产生毫伏级电势。肌电干扰的基线通常在很小的电压范围内。所以一般不明显。肌电干扰可视为瞬时发生的零均值带限噪声, 主要能量集中在 30~300Hz 范围内。

(5) 基线漂移和呼吸时 ECG 幅值的变化 基线漂移和呼吸时 ECG 幅值的变化一般由人体呼吸、电极移动等低频干扰所引起, 频率小于 5Hz; 其变化可视为一个加在心电信号上的与呼吸频率同频率的正弦分量, 在 0.015~0.3Hz 处基线变化幅度为 ECG 峰值的 15%。

(6) 信号处理中用电设备产生的仪器噪声 心电信号是由人体心脏发出的极其精密、相当复杂并且有规律的微弱信号, 外界干扰以及其它因素的存在都会使其变得更为复杂, 要准确地对其进行自动检测、存储、分析是一项十分艰巨的任务。例如, 工频干扰会使心电信号的特征点定位变得十分困难。因此, 心电信号的监视、分析必须建立在有效抑制各种干扰、检出良好的心电信号的基础之上。

2.3 心电信号噪声去除

2.3.1 小波去噪的基本原理

去除高频噪声最简单的方法是设计一个 FIR 或者 IIR 滤波器, 也可以设计为自适应滤波器, 但是他们对心电信号的滤波都不太令人满意。传统的频域消噪方法一般采用傅里叶变换将信号通过一个低通或带通的滤波器进而映射到整个频域。但由于傅里叶变换没有局部性, 因此经过滤波器的平滑处理, 不仅信噪比得不到改善, 信号的特征信息也被模糊掉了。尤其对心电信号这种有较强随机性和噪声的非线性、非平稳微弱信号, 传统方法效果较差。小波变换是一种新出现的信号的时间—尺度(时间—频率)分析方法, 对诸如此类的微小信号滤波具有较好的效果。小波去噪问题的本质从数学上来说是一个函数逼近问题, 即如何在由小波母函数伸缩和平移版本所展成的函数空间中, 根据提出的衡量准则, 寻找对原信号的最佳逼近, 以完成原信号和噪声信号的区分。小波去噪的方法主要有小波阈值去噪和模极大值去噪。其中模极大值法运算量大, 收敛较慢; 非线性阈值法计算量小, 在保持信号的奇异性的同时能够有效的去除噪声, 具有广泛的适应性。根据心电信号的特点并兼顾运算速度, 本文选用小波阈值去噪法, 并采用自适应

阈值对心电信号进行去噪处理。即在众多的小波系数中把绝对值较小的系数置0，而让绝对值较大的系数保留或收缩，这样得到估计小波系数，然后利用估计小波系数直接进行信号重构，从而达到去噪的目的。可见，有这样几个步骤：

- (1) 对信号进行小波分解，得到其小波系数；
- (2) 估计噪声，选择阈值，对小波系数进行阈值处理，得到新的小波系数；
- (3) 由新的小波系数重构得到去噪后的信号。

这里有这样几个问题：

(1) 小波函数的选取

同一信号，选取不同的小波函数进行处理，将得到不同的效果，所以小波函数的选取显得尤为重要。我们选取小波从以下四个方面着手：

- 1) 支集长度:表征了当时间或频率趋向于无穷大时，尺度函数与小波函数从一个有限值趋向于零的速度；
- 2) 对称性:在信号处理中对避免相移有非常重要的作用；
- 3) 自相似原则:如果选取的小波对信号有一定的相似性，则变换后的能量就会比较集中；
- 4) 消失矩阶数:在数据压缩中有非常重要的作用；
- 5) 正则性:对信号重构及获得较好的平滑效果十分有用。

支集长度短的小波函数，信号处理的实时性就强；对称性好信号失真度就小；正则性小波可使重构信号平滑。所选取小波函数应具有很好的正则性和频域局部性，从支撑长度的角度看，coifN 具有和 db3N、sym3N 相同的支撑长度，从消失矩的数目看，coifN 具有和 db2N、sym2N 相同的消失矩数，但是具有比 dbN 更好的对称性。根据以上标准及心电信号特征，对经常用小波系的主要性质表^[19]，作者通过对 Matlab 一维离散小波分析工具箱中小波函数进行实验，对比效果，最终选取的是 coiflet 小波系的 coif4 小波。其频率响应如下图：

尺度	低 3db 频率(Hz)	高 3db 频率(Hz)
2^1	32.1	92.1
2^2	18.6	65.4
2^3	9.1	33.1
2^4	4.1	16.2
2^5	2.2	7.8

图 2.3 coif4 小波的频率响应

(2) 阈值的选择

1995 年, Dohono 在小波变换的基础上提出了小波阈值去噪的概念。从此硬、软阈值的选取在实际中得到了广泛的应用, 也取得了较好的效果。假设信号能量在小波域内的分布主要集中在有限的几个系数中, 而噪声的能量却分布于整个小波域内。因此经过小波分解后, 信号的系数要大于噪声的系数, 于是可以找到一个合适的数作为阈值。小波系数大于阈值的认为是有用信号(进行完全保留是硬阈值; 进行部分保留则是软阈值), 小波系数小于阈值的则作为噪声直接舍弃。

1) 阈值函数的选取

常用的阈值函数有软阈值和硬阈值。硬阈值是指当小波系数的绝对值小于给定阈值时, 令其为 0, 而大于阈值时, 保持不变; 软阈值是指当小波系数的绝对值小于给定阈值时, 令其为 0, 大于阈值时, 令其都减去阈值。可见, 这两种方法区别在当系数大于阈值时, 小波系数的取法。这两种阈值方法在实际应用中, 取得了较好的效果, 但是还有些缺点, 如硬阈值法在阈值处不连续, 重构时可能产生一些振荡, 软阈值法连续但是由于估计的小波系数和分解的小波系数有恒定的偏差, 直接影响了重构信号对真实信号的逼近程度。作者结合文献^[21], 选择一种折中的方法, 该方法在不同的分解层中采用了不同的阈值。即:

$$W \cdot \begin{cases} W - \alpha \lambda \frac{1-3^w}{1+3^w} & |W| \geq \lambda \\ 0 & |W| < \lambda \end{cases}$$

其中, W 是小波系数的大小, $W \cdot$ 是施加阈值后的小波系数大小, λ 是阈值, $\alpha \in (0,1)$, 本文取 $\alpha = 0.5$ 。

2) 阈值的选取

阈值的选择是非常关键的, 如果阈值太小, 则达不到去噪的效果; 如太大则会去除有用的成分, 造成失真。常用的阈值选取方法有固定阈值法、Stein 无偏似然估计阈值法、极大极小阈值、启发式阈值等, 考虑到心电信号的非平稳性,

本文采用自适应阈值法。取 $\lambda = \frac{\sigma \sqrt{2 \ln N}}{\ln(j+1)}$, N 为心电信号采样点数, σ 为小波系

数下噪声强度估计, 其计算方法是取该小波系数在各个尺度下绝对值的中值, 再

除以常数 0.6745。即 $\sigma = \frac{\text{median}(|d|)}{0.6745}$ 。图 2.3 是采用该方法的小波去噪效果对照。

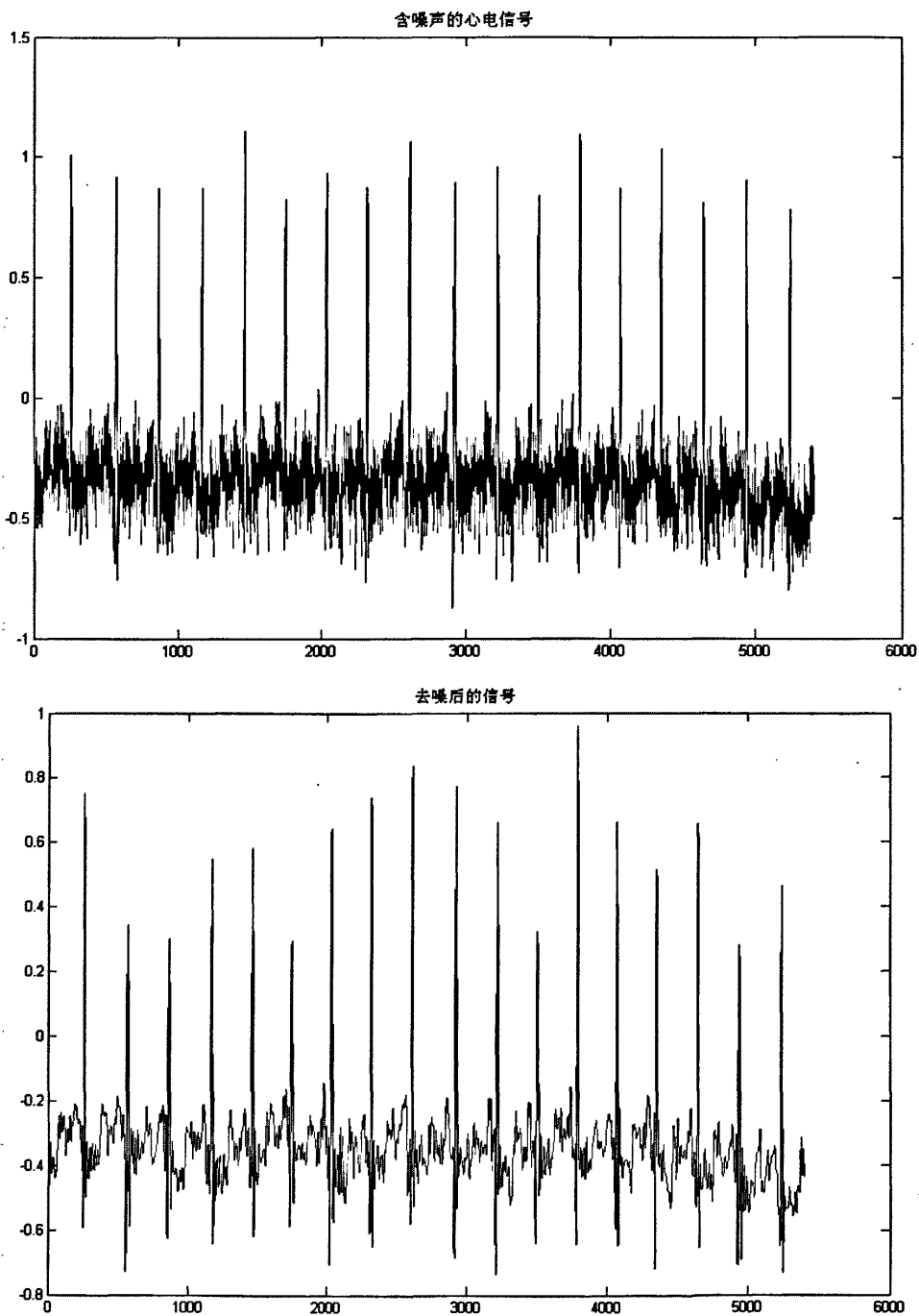


图 2.4 去噪效果对比

2.4 心电信号基线漂移的校正

前已述及，在心电信号采集过程中，由于呼吸、电极移动、胸腔和腹腔周期

性舒张引起体表电位分布的周期性变换等原因会产生心电信号基线的漂移, 在有些心电信号中, 甚至可以根据基线的漂移提取出呼吸波形。由于基线漂移与心电图中 ST 段信号在频率上很接近, 所以基线漂移对 ST 段的检测会产生很大的影响, 而 ST 段变化趋势表明了心血管失调的临床信息, 对心肌缺血、心肌梗塞的发现和治理有着重要的价值, 所以对基线漂移的校正有很重要的意义。

目前校正基线漂移的数字滤波法有滑动平均滤波法、插值拟合法、整系数滤波法、小波变换法等。其中滑动平均滤波法^[20]实现容易, 较为常用; 插值拟合法是采用多项式拟合的方法得到基线, 再从原始信号中减去该基线, 该方法要求事先确定心电周期中 P-Q 段的位置, 常用于心电信号的后处理; 简单整系数法采用全通减低通的方法, 计算量小, 但是由于全通网络的影响会带来较大的延迟。

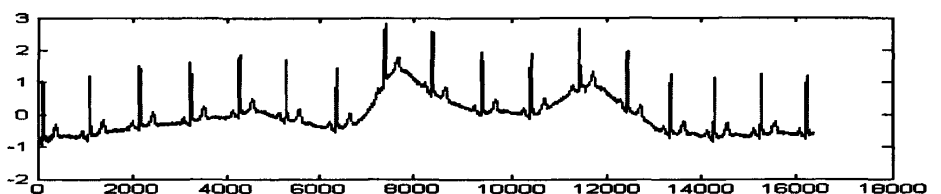
小波变换法主要是通过小波变换将信号分解成高频及低频部分, 在低频层得出逼近信号, 即可消除基线漂移。由于前文采用小波多分辨率分解去除噪声, 已有对信号进行小波分解的步骤, 这样在心电信号去噪时可同时考虑基线的影响, 减少重复运算, 提高效率。由于基线漂移的频率在 0.05~2Hz 之间, 对心电信号来说属于低频信号, 在用小波多分辨率分析法进行去噪时, 低频部分的系数对应基线漂移信息, 可以采用将低频部分系数置为其平均值的方法去除基线漂移, 关键是选取适当的小波函数和分解水平。考虑到算法的连贯性和计算的简化, 我们仍然选用 coif4 小波。此外, 适当的选择分解水平也是很重要的。原因如下:

首先, 由前文介绍的小波变换基础知识, 给定一个长度为 N 的信号 S , 离散小波分解最多可以把信号分解成 $\log_2 N$ 个频率级。第一步分解开始于信号 S , 分解后的系数由两部分组成: 低频系数向量 $cA1$ 和高频系数向量 $cD1$ 。向量 $cA1$ 可以看成是由原始信号 S 与低通分解滤波器经过卷积运算得到的; 向量 $cD1$ 可看成是由信号 S 与高通分解滤波器经过卷积运算得到的。进行下一级分解时, 再用同样的方法对低频系数向量 $cA1$ 进行分解, 依次类推。从这里可以看出, 若分解水平选择过小, 则所得的逼近信号中包含过多的高频成分, 必将使心电图的有效成分受到损失。相反, 若分解水平选择过大, 则不能充分地反映基线漂移的信息, 忽略了一部分局部的小范围波动, 也就不能完全地滤除基线漂移的干扰。

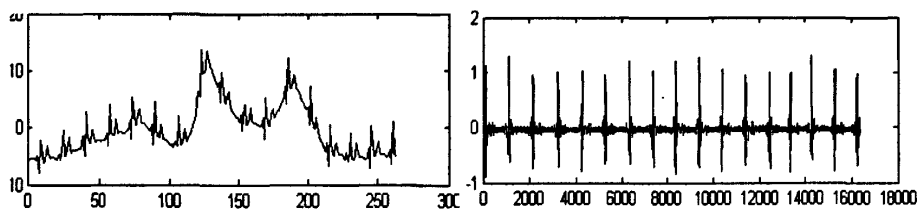
其次, 基线漂移是由信号的低频部分所表征的, 本身不具有很大的突变。随着小波分解尺度的增加, 时间分辨率的降低, 逼近信号所含有的高频信息会随之

减少。当分解到下一个层次时,就有更高一些的频率信息被滤掉,所剩下的部分就逐渐逼近基线漂移分量。但基线漂移的低频成分也不是单一频率的,当分解水平超过某一程度时,就会同时滤掉基线漂移中频率较高的成分,而只保留大范围的信号发展趋势,从而丢失了大量基线漂移的信息。

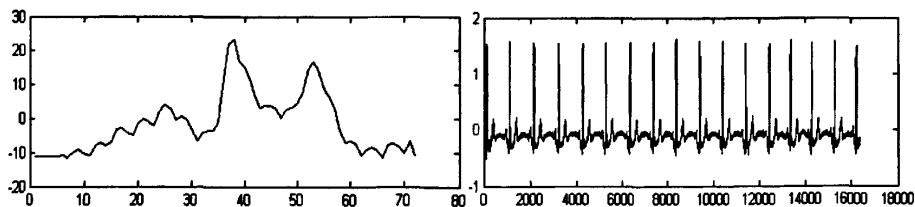
我们分别对分解水平为 6, 8, 10 进行仿真。如图 2.4。通过对实验中得到的大量心电信号和各种适用的小波函数进行实验,可确定在尺度为 8 时进行分解效果最佳,说明在这一水平上的逼近信号恰好包含了基线漂移的频率范围。图 2.5 是去除基线漂移的效果图。



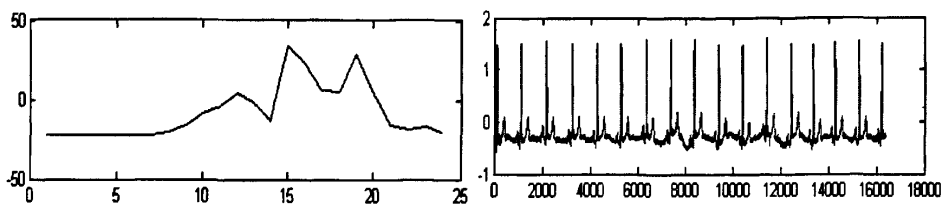
(a) 原始信号



(b) 分解水平为 6 时的近似信号及重构结果



(c) 分解水平为 8 时的近似信号及重构结果



(d) 分解水平为 10 时的近似信号及重构结果

图 2.5 同一小波函数不同分解水平的近似信号及重构结果

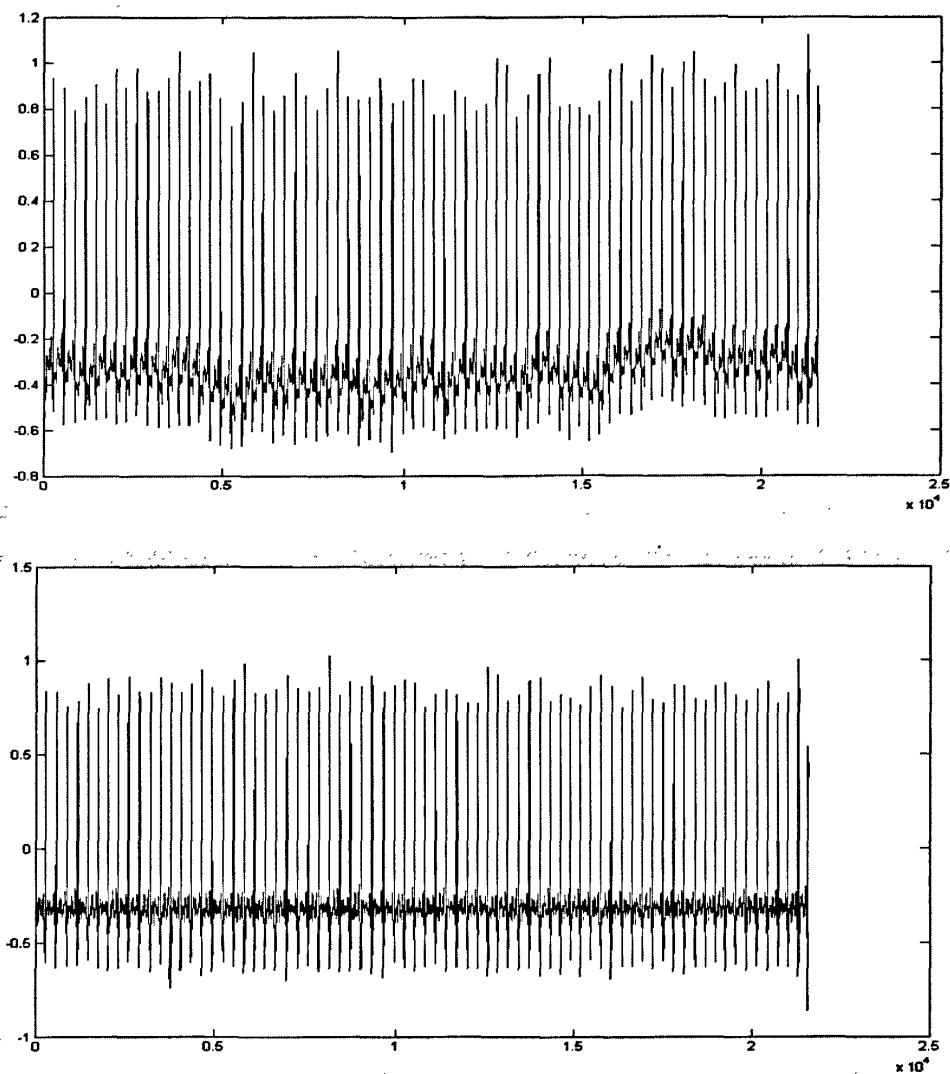


图 2.6 去基线效果图

2.5 心电信号 R-R 波形的提取

QRS 波群的识别是心电信号分析的首要问题，而 R 波波峰位置的确定又是其中的关键。R 波峰值点提取的准确性直接影响 ST 段参数提取及心电信号中其它信息的分析，故对 R 波波峰的提取成为心电信号分析中的重要部分。此外，心电图的 R 波检测是心律失常分析的基础。只有准确地提取 R 波，才能正确地判断病情。

2.5.1 R 波检测的常用方法

心电图计算机分析研究始于 20 世纪 50 年代末, 随着计算机图形学与医学的结合与发展, 目前已有多种方法及相应的系统或设备进行心电信号处理, 辅助临床诊断。常用的 R 波检测方法有固定阈值法、可变值阈值法、相关法、图像识别法、倒谱法和小波变换法等。

(1) 固定阈值法^[23]

固定阈值法中包括幅度阈值、斜率阈值和时间阈值等。当采用幅度阈值时, 取一固定值作为阈值, 信号中若有幅值超过该固定阈值的即判定为 R 波存在。用这种方法时, 如果有噪声、干扰, 或者有高 P 波、高 T 波, 固定阈值容易产生 R 波的误检; 当心律失常或 R 波幅度较小, 阈值设置过高, 会导致漏检。鉴于固定阈值法的缺陷, 人们在此基础上提出了可变阈值检测法。

(2) 可变值阈值法

可变值阈值法采用自适应法建立检测阈值来检测 R 波, 其原理是: 在进行检测前, 让计算机对实验对象的心电信号进行一系列计算, 即以其中的特征值作为确定阈值的依据, 阈值随 R 波波峰的变化而不断调整, 即“自适应”过程, 使阈值趋于合理。

(3) 相关法

把 ECG 信号采样点与预先存储的 ECG 波模板逐点比较, 当处理信号与模板耦合时, 其相关值最大。常用的比较方法有平均平方法, 最小二乘法和面积差分法等。所存储的心电信号可以是正常或非正常的 QRS 信号。其优点是可提取心律失常的 QRS 波, 但对高频噪声和基线很敏感。

(4) 基于图像识别: 句法^[24]

其原理是: 把 ECG 中不同的波形和线段分解成一系列模式 (线段和尖峰), 把每个模式的特征参数 (线段的斜率、起点、终点等) 用一组符号表示, 检测这些符号构成的序列。当某一序列符合 QRS 波所具有的符号序列是, 则判定该序列所对应的 ECG 段为 QRS 波。这种方法的优点是能识别各种波形。问题是它对噪声比较敏感, 由于要建立 ECG 模式, 处理速度较慢; 同时, 在进一步的心律失常分析中不便沿用医生传统的分析方法和步骤。

(5) 小波变换法

小波具有多分辨率的特点, 心电信号上的峰值奇异点(R波)在尺度域上对应一个模极大值点或者是极大极小值的过零点, 采用这种方法可以精确地把R波从心电波形中分离出来。基于小波变换的方法与传统的自相关法和倒谱法相比, 有如下优越性:

- (1)准确性高;
- (2)对噪声的稳健性强;
- (3)计算复杂性高于自相关法, 但低于倒谱法;
- (4)信号片段的长度对结果的影响小。

2.5.2 小波变换模极大值检测信号奇异点的机理

信号(函数)奇异性是指信号(函数)在某处有间断或某阶导数不连续。反过来, 无限次可导的函数是光滑的或没有奇异性。奇异点, 即突变点, 往往包含了信号的重要特征。在数学上通常用李氏(Lipschitz)指数来描述信号的奇异性。通过小波变换与信号奇异性指数之间的密切关系来确定信号的奇异点位置^[25]。

设 n 是一非负整数, 且 $n < \alpha \leq n+1$, 如果存在着两个常数 A 和 h_0 (>0), 及 n 次多项式 $P_n(h)$, 使得对任意的 $h \leq h_0$, 均有

$$|f(x_0 + h) - P_n(h)| \leq A|h|^\alpha \quad (2.10)$$

则称 $f(x)$ 在点 x_0 的李氏(Lipschitz)指数为 α 。

一般来讲, 函数在某一点的李氏指数表征了该点的奇异性的大小, α 越大, 该点的光滑度越高; α 越小, 该点的奇异性越大。且有:

- (1) 当 Lipschitz = 1 时, 函数在点 x_0 连续, 可微; 或导数有界, 但不连续。
- (2) 当 Lipschitz < 1 时, 函数在点 x_0 是奇异的。
- (3) 当 Lipschitz = 0 时, 函数在点 x_0 不连续, 但有界。

对于脉冲函数, $\alpha = 1$; 而对于白噪声, $\alpha \leq 0$ 。

利用小波变换分析这种局部奇异性时, 小波函数取决于 $f(x)$ 在 x_0 点的邻域内的特性及小波变换所选取的尺度。

定义：对 x_0 邻域内的任意点 x ，若在尺度 s 上满足 $|Wf(x, s)| \leq |Wf(x_0, s)|$ ，则称 (s, x_0) 为一模极大值点， $|Wf(x_0, s)|$ 称为在 (s, x_0) 点的小波变换模极大值。若二维平面 (s, x) 上某一曲线上的点均为模极大值，则称此曲线为极大值线。

又设 $0 < \alpha < 1$ ，函数 $f(x)$ 在 $[a, b]$ 上有一致的李氏指数的充要条件是存在一个常数 $K > 0$ ，使得 $\forall x \in [a, b]$ ，小波变换满足

$$|W_2^j f(x)| \leq K(2^j)^\alpha \quad (2.11)$$

取对数得

$$\log_2 |W_2^j f(x)| \leq \log_2 K + \alpha j \quad (2.12)$$

因此，如果 $f(x)$ 的李氏指数 $\alpha > 0$ ，则该函数的小波变换模极大值将随着尺度的增大而增大，反之，若函数 $f(x)$ 的李氏指数 $\alpha \leq 0$ ，则函数的小波变换模极大值将随着尺度的增大而减少。

设一光滑函数 $\theta(x)$ ，且满足

$$\theta(x) = O\left[\frac{1}{1+x^2}\right] \text{ 和 } \int_{\mathbb{R}} \theta(x) dx \neq 0 \quad (2.13)$$

可以将这一光滑函数看作为低通滤波器的冲激响应。取 $\theta(x)$ 为 Gaussian 函数 $\theta_s(x) = \left(\frac{1}{s}\right)\theta\left(\frac{x}{s}\right)$ ，而 $f(x) \in L^2(\mathbb{R})$ 。

定义两小波函数

$$\Psi^1(x) = \frac{d\theta(x)}{dx} \text{ 和 } \Psi^2(x) = \frac{d^2\theta(x)}{dx^2}$$

其对应的小波变换为

$$W^1 f(s, x) = f * \Psi_s^1(x) \quad (2.14)$$

$$W^2 f(s, x) = f * \Psi_s^2(x) \quad (2.15)$$

$$W^1 f(s, x) = f * \left[s \frac{d^2\theta_s}{dx^2} \right](x) = s \frac{d}{dx} (f * \theta_s)(x) \quad (2.16)$$

$$W^2 f(s, x) = f * \left[s^2 \frac{d^2 \theta_s}{dx^2} \right](x) = s^2 \frac{d^2}{dx^2} (f * \theta_s)(x) \quad (2.17)$$

$f * \theta_s(x)$ 起着光滑化 $f(x)$ 的作用。对每一尺度 s , 其 $W^1 f(s, x)$ 、 $W^2 f(s, x)$ 分别正比于 $f * \theta_s(x)$ 的一阶导数和二阶导数, 如图 2.7 直观地表示了他们之间的关系。

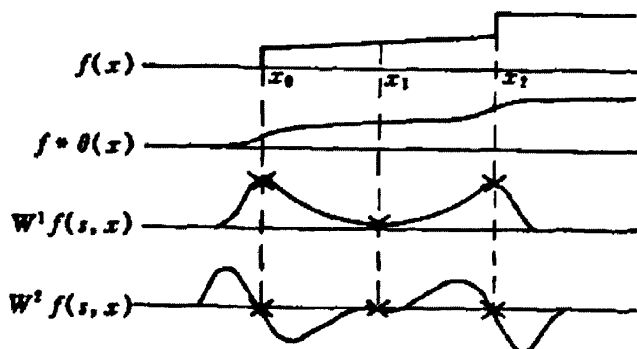


图 2.7 $f(x)$, $f * \theta_s(x)$, $W^1 f(s, x)$, $W^2 f(s, x)$ 关系图

在图 2.7 中, $f * \theta_s(x)$ 可以看成是函数 $f(x)$ 用 Gaussian 函数按尺度 s 进行平滑的结果。当 s 很小时, 用 $\theta_s(x)$ 对 $f(x)$ 平滑的结果对 $f(x)$ 的突变部分的位置和形态影响不大; 而当 s 较大时, 则此平滑过程会将 $f(x)$ 的一些细小的突变消去而只剩下大尺寸的突变。因此需要根据具体情况选择适当的尺度参数 s , 以消去噪声信号干扰。

由此我们可知, 当小波函数可看作某一平滑函数的一阶导数时, 由小波变换 $W^1 f(s, x)$ 的绝对值的极大值点 (模极大值点) 可以检测到信号的突变点 (奇异点)。当小波函数可看作某一平滑函数的二阶导数时, 信号小波变换模的过零点, 也对应于信号的突变点 (奇异点)。因此采用检测小波变换系数模的过零点和局部极值点的方法可检测信号的边缘位置。虽然 $W^1 f(s, x)$ 的极值点 (x_0, x_1, x_2) 也是 $W^2 f(s, x)$ 的过零点, 都对应于 $f * \theta_s(x)$ 的拐点, 但 x_0 、 x_2 却反映了 $f(x)$ 的奇异点位置。因此, 可以通过 $W^1 f(s, x)$ 的模极大值点来检测 $f(x)$ 的奇异点。

2.5.3 利用小波变换模极大值检测心电信号 R 波

与傅里叶变换相比,小波变换所用到的的小波函数具有不唯一性,即小波函数具有多样性,用不同的小波基分析同一信号会产生不相同的结果,最优小波基的选择仍然是小波变换的重要理论课题。因此用小波变换对 R 波的识别,小波基的选择至关重要。小波基除应满足一定区间的紧支撑和足够的消失矩阶数外,还应具有优良的定位特性和分析精度。经过多次试验和分析,选择 sym2 小波。

以平滑函数的一阶导数为母小波作小波变换,其小波变换在各尺度下系数的模的极大值对应于信号突变点的位置。从理论上讲,尺度越小,平滑区域越小,小波系数模极大值点与突变点位置的对应就越准确。但是,小尺度下小波系数受噪声的影响非常大,在大尺度下对噪声进行了一定的平滑,极值点相对稳定,但由于平滑作用使其定位又产生了偏差。同时,只有在适当尺度下各突变点引起的小波变换才能避免交迭干扰。因此,在用小波变换模极大值法判断信号突变点时,需要把多尺度结合起来综合观察。

具体的检测方法如下:

(1) 分别在尺度 1~32 下对给定的信号作连续小波变换。。

(2) 为了提高检测精度,对心电信号按照每个心动周期进行分段,分别对一个心动周期内的波形进行奇异性分析。分段算法是首先对尺度-时间图按尺度 a 的方向进行累加,从而得到在尺度方向上小波变换的积分值随时间变化的曲线。该曲线在 R 波之前有一个波峰,R 波之后有一个波谷。再分别选其正、负极大值的一半作为正、负阈值,对积分值随时间变化的曲线进行阈值化处理,并令大于正阈值的点为+1,小于负阈值的点为-1,在两者之间的点为 0。这样,在每一个 R 波位置的之前就有一个+1,之后有一个-1,两者之间的区域为 0。把某一个-1 位置和其后出现的第一个+1 位置这一段数据的中点定为心动周期的分割点,从而实现了信号的分段,每一段都包括一个心动周期,而其 R 波在该段的中部。

(3) 在每一个心动周期内检测模极大值,从而确定 R 波的位置。具体算法是:对每段信号的尺度-时间图,分别找出在每一尺度下的正的极大值点和负的极大值点。当尺度趋于 0 时,正负模极大值线收敛的位置,即可定位 R 波,若正负模极大值没有收敛于同一点,则取二者的中点作为 R 波的位置。

(4) 对于初步找到的 R 波位置,进一步判定比较该 R 波和前次 R 波位置,

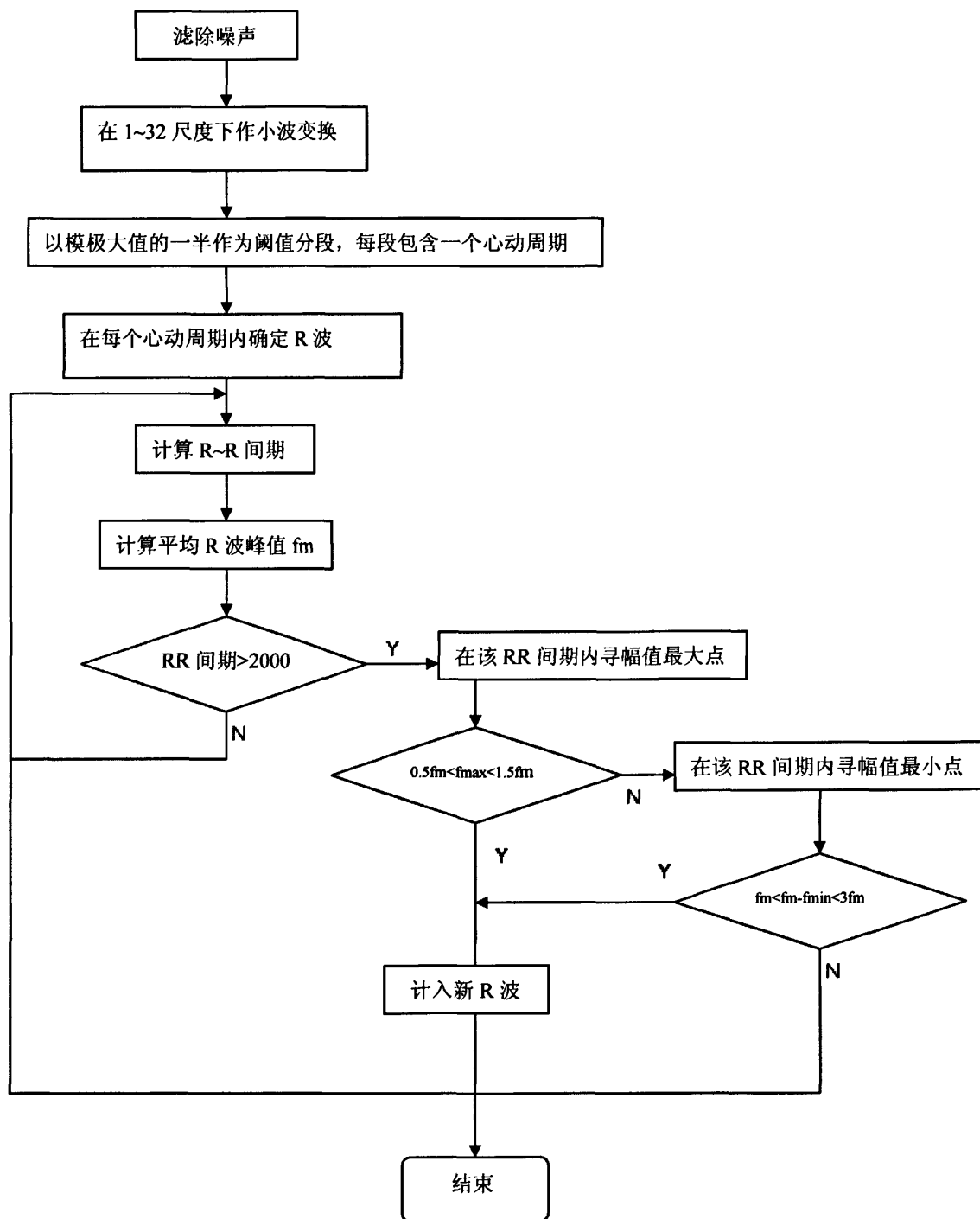


图 2.9 R 波提取程序算法流程图

作者取一段心电信号进行试验，用“*”标明 R 波位置，取得了较好的效果。

如图 2.10:

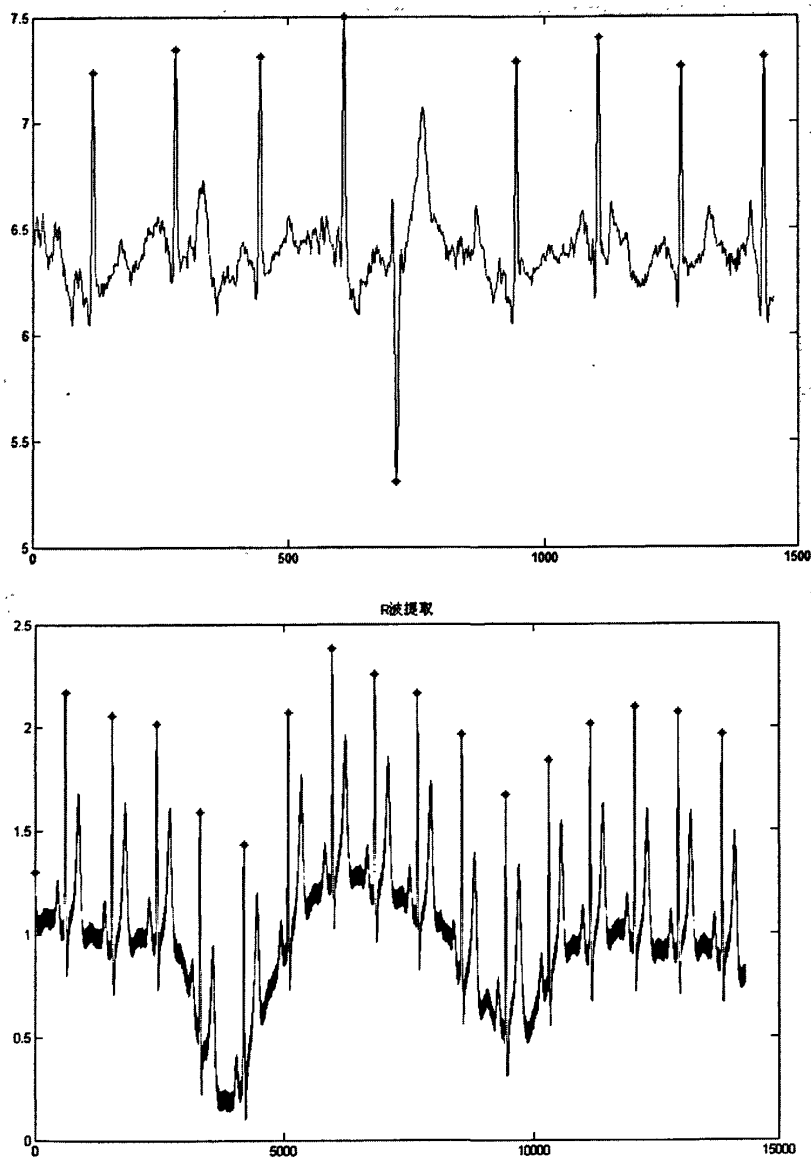


图 2.10 R 波提取效果

由图可见，本文所采用的分段方法对于含有较严重基线漂移的心电信号，也能较准确地提取 R 波。

第三章 HRV 信号的时域分析

3.1 HRV 简介

正常情况下,心脏节律会随机体状况和昼夜时间而改变,这种心率的规则性变化称心率变异性(heart rate variability, HRV)。严格地说,心率变异性分析的应该是相邻两个 P-P 间期所组成的序列,但是由于 P 波的检测率比 R 波低,实际中是通过测量连续的正常 R-R 间距变化的系数能够反映心率的变化程度。

心率变异信号中蕴藏着有关心血管调节的大量信息。正常人的心率为窦性心律,窦房结是心脏的主导起搏点。而窦房结细胞的活动受交感神经及迷走神经的双重支配。交感神经兴奋时加快窦房结细胞的自发性舒张期除极,使窦房结冲动形成,因而心率增快;而迷走神经兴奋时心率减慢。心率的综合反应取决于交感神经与迷走神经的动态平衡,心率的即刻变化由迷走神经控制,交感神经仅起辅助作用。交感、迷走神经间的相互协调作用维持着正常人的心脏节律及心脏的正常活动。所以迷走神经功能兴奋时 HRV 大;迷走神经功能受损时 HRV 小。^[26]但单侧迷走神经在支配心率变异中的作用尚不清楚。因此世界上许多致力于研究心血管疾病的预测、诊断和防治的科学家,提倡临床在心血管疾病的研究和诊断中使用心率变异。

HRV 信号中蕴含了有关心血管控制系统及体液调节等的大量信息,对这些信息的提取分析可以定量评估心交感神经和迷走神经的紧张性和均衡性及其对心血管活动的影响,具有重要的生理学研究及临床应用意义。在生理学中,HRV 为植物神经功能的研究提供了丰富的信息,是用于研究心血管内在调节机理的工具;而在临床上,HRV 分析对一些疾病的早期诊断、治疗及预后评估等均具有重要意义。现已证实,HRV 可作为评价心脏自主神经功能的可靠方法,在判断多种心血管疾病预后方面有一定意义。HRV 的分析是目前临床上认为能定量分析自主神经功能的唯一方法。王智多等人综述了不同心脏病与心率变异性之间的关系^[27]。

1) 冠心病病人 HRV 均降低,减低程度与冠状动脉粥样硬化范围和程度呈负相关,是冠状动脉粥样硬化进展的独立预测指标。HRV 降低不仅预示冠状动脉病

变进展较快, 而且还是心肌梗死后心脏性猝死的独立相关指标。

2) 高血压病人 HRV 减低与左室肥厚、心功能不全、心脏事件的发生呈正相关, 心肌肥厚越重, HRV 减低越明显, 室性心律失常发生率越高、越严重。其机制可能是由于心肌缺血、缺氧对心室壁机械、化学感受器的刺激通过反射活动改变了心脏自主神经调节的均衡性, 导致了对心脏调节作用减弱, 或是心肌缺血, 造成自主神经末梢受损的结果。

3) 慢性肺心病病人频域指标的低频、高频均有下降, 时域指标均下降, 失代偿性慢性肺源性心脏病病人时域、频域指标下降更显著。其机制可能是神经体液因素对心血管精细调节的结果, 提示肺源性心脏病病人存在自主神经功能紊乱, 其严重性也与自主神经功能紊乱有关。

4) 心力衰竭组心率变异指标 SDNN、RMSSD、PNN50 昼夜无差异, 反映了自主神经对心率、心律的总体调控作用的昼夜节律性丧失, 在夜间迷走神经张力活动也相对减弱, 心衰病人 HRV 各项指标下降。

因此, HRV 可用于评估自主神经功能、辅助预测心源性猝死、评估与自主神经有关疾病的植物神经病变程度和发展趋势、对心肌梗死病人作危险度分级、评价糖尿病的严重程度等。另外, 睡眠研究与睡眠医学被认为是 21 世纪神经科学的主要内容之一, 而 HRV 分析正是研究睡眠过程的重要手段之一。

目前已肯定的具有应用价值的领域有: (1) 心肌梗死; (2) 糖尿病; (3) 有猝死倾向的各种心脏病; (4) 扩张型心肌病; (5) 阵发性心律失常; (6) 心力衰竭; (7) 高血压; (8) 血管迷走性昏厥及体位性低血压; (9) 心脏移植; (10) 胎儿宫内窒息; (11) 药物对 HRV 的影响。

由于 HRV 分析是一种无创性检测技术, 带来了心血管疾病的研究与防治一个新的方向。心率变异是目前心电图分析的一个热点。

3.2 心率变异信号的获得

由 ECG 信号获取心率变异信号通常有两类方法:

(1) 间期谱 (interval spectrum): 首先检测出逐次心跳的 QRS 波, 准确测出每一个 R 波的发生时刻, 计算逐次心跳的 R-R 间期, 最后通过不同的序列转换方法得到 HRV 信号。

(2) 计数谱 (spectrum of counts): 以逐次 R 波峰实际发生时刻为间距, 以脉冲取代原来的信号, 得出一冲激函数列, 由此得到的谱为“计数谱”。本文采用间期谱的方法来获取 HRV 信号。

下面下图是 2008 年 6 月 14 日采集的一段心电信号, 采样率为 1K。采用前文所述方法进行 R 波提取, 效果如图 3.2。将 R 波峰值横坐标相减, 得到相应 RR 间期, 如图 3.3。对得到的非等间隔信号进行重采样, 得到对应的等间隔序列, 如图 3.4。可以看出信号存在较严重的基线漂移, 用前文所述方法去除直流信号, 结果如图 3.5。最后, 对所采集信号的每一点采样值取倒数, 并乘以 60, 得到 HRV 信号, 如图 3.6。横坐标表示时间, 纵坐标表示每分钟的心跳次数。流程如下:



图 3.1 HRV 信号获取过程

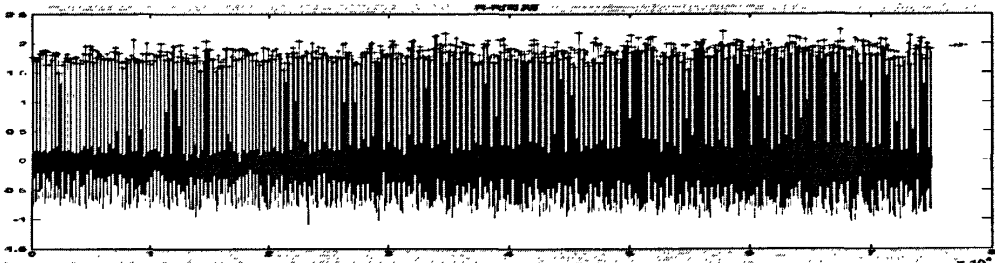


图 3.2 R 波提取

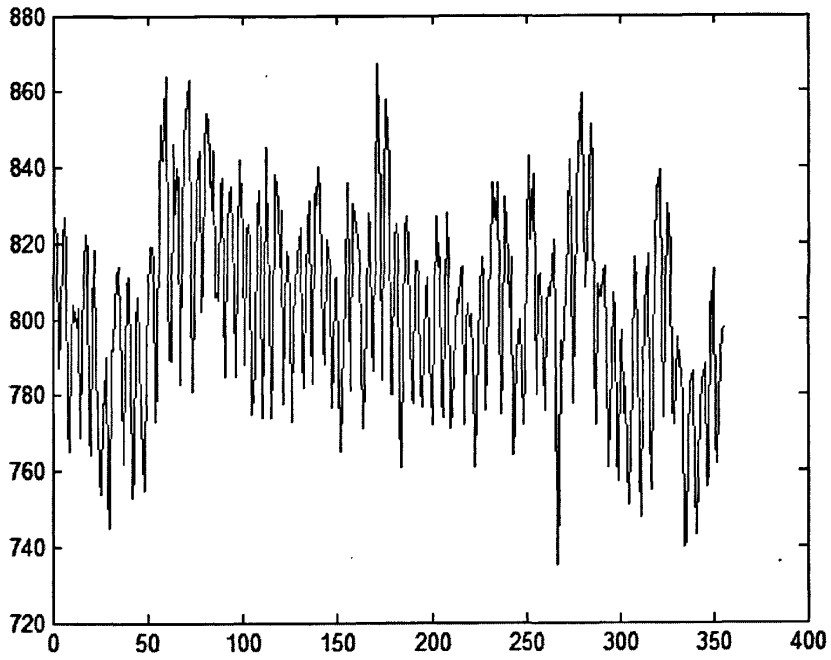


图 3.3 原始 RR 间期

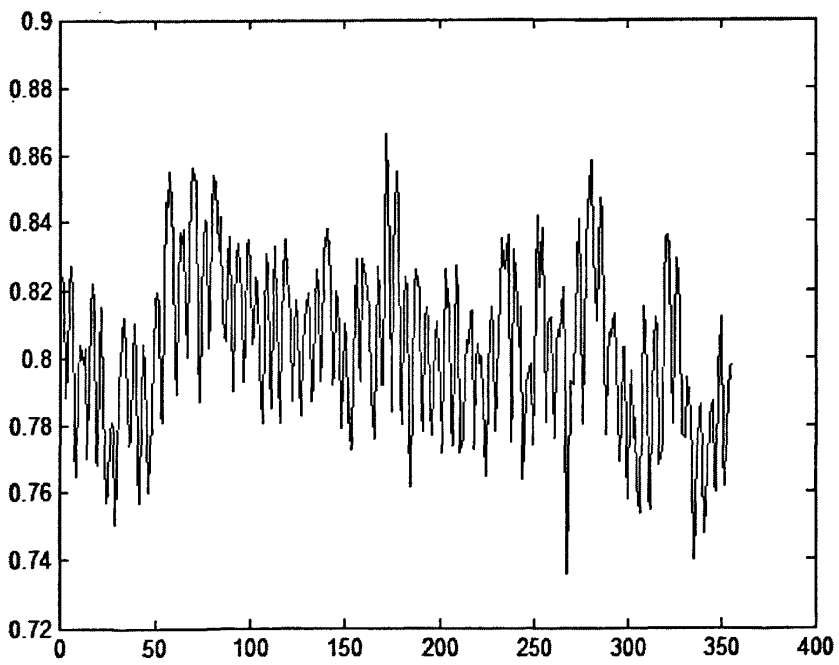


图 3.4 重采样后的 RR 间期

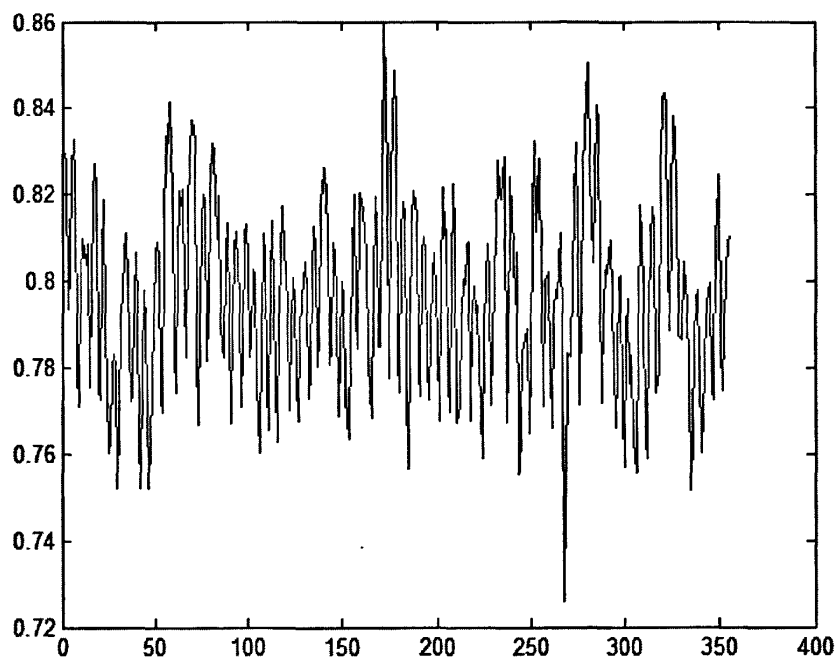


图 3.5 去除基线漂移后的 RR 间期

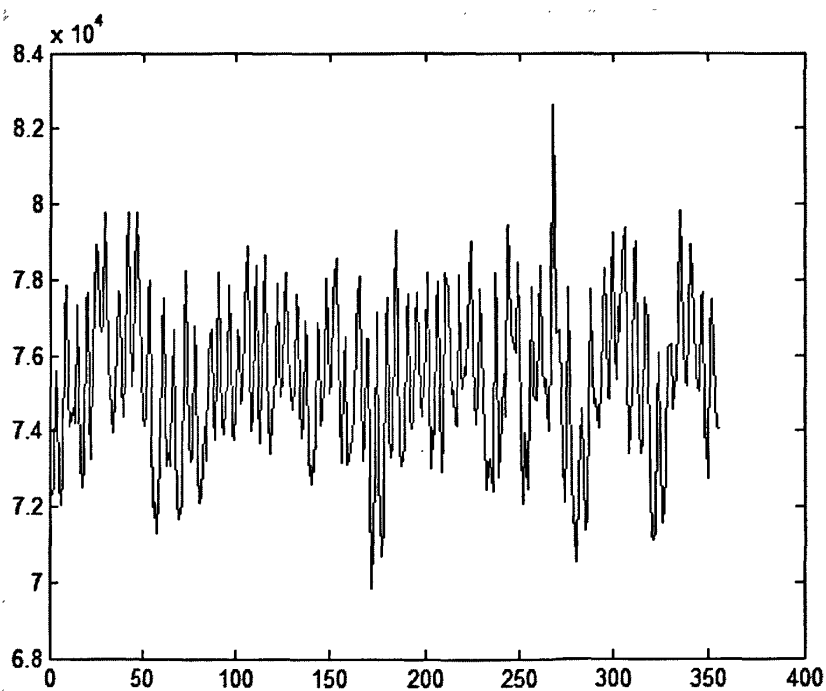


图 3.6 最终的 HRV 信号

3.3 数据库简介

由于采集时间较长（24 小时），本章所采用的心电信号来源于 Physionet 网站心电数据库，有必要简单介绍一下数据库及心电信号的获取方法。

心电数据库是指数据库内的心电诊断和分类经过临床资料证实，即数据库的心电分类是以临床证据作为分类标准或者经过权威的专家小组确认（主要指心律失常数据库）。心电数据库在心电自动分析程序的研究开发和测试过程中都起着非常重要的作用。它不仅用于临床研究，而且还可检测和客观评价市场上各种心电图自动分析仪器或软件的性能。

目前，国际上有三个主流心电数据库，即欧共体定量心电图共同标准（CSE），美国心脏学会（AHA）以及美国麻省理工学院（MIT/BIH）的生理信号数据库。美国国家卫生研究院（NIH）的 PhysioBank 数据库包含了 MIT/BIH 及位于世界各国不同研究机构的 40 多个子库。总数据量超过了 110GB，包含健康人和病人身上提取的心肺活动、神经系统等多参数生物信号。这些信号涉及一些较为普遍的病症，如心脏猝死、充血性心衰、癫痫症、睡眠呼吸暂停症等^[28]。出于数据压缩及标准化的考虑，其数据格式和工具都是在 Unix 环境下开发的，对于习惯 Windows 编程的人员来说，需要对数据进行转换。

3.4 时域分析方法简介

时域分析是测量 HRV 最简单的方法，它是通过统计学离散趋势分析法分析 R-R 间期的变化。主要包括两类：统计学方法和几何图形法^[29]。统计学方法是通过对正常 R-R 间期序列的统计指标进行计算来评价 HRV 的临床价值，如 R-R 间期标准差（SDNN）、相邻 R-R 间期标准差（RMSSD）等。几何图形法是对 R-R 间期的分布进行分析，来给出 R-R 间期的变异度，例如 R-R 间期直方图，R-R 间期差值直方图等。时域分析的各项常用指标如下^[30]。

1) SDNN：正常窦性 R-R 间期的标准差。计算公式为：

$$SDNN = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N (RR_i - \text{mean}RR)^2}{N}} \quad (3-1)$$

其中 N 为全程记录中正常心搏的总数； RR_i 是第 i 个 R-R 间期； $\text{mean}RR$ 是

N 个心搏的 R-R 间期的平均值。

2) SDANN: 全程记录中每 5min R-R 间期平均值的标准差。将 24h 的记录分为 288 个 5min 的时段, 先计算每 5min 的平均 R-R 间期, 然后计算这 288 个值的标准差。计算公式为:

$$SDANN = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{288} (\overline{RR}_i - \overline{meanRR})^2}{288}} \quad (3-2)$$

其中 288 是将全程 24h 记录按每 5min 划分为 288 段; \overline{RR}_i 是第 i 个 5min R-R 间期的平均值; \overline{meanRR} 是 288 个 \overline{RR}_i 的平均值。

3) RMSSD: 相邻 R-R 间期差值的均方根值。计算公式为:

$$RMSSD = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N (RR_{i+1} - RR_i)^2}{N}} \quad (3-3)$$

其中 N 为全程记录的心搏总数; RR_{i+1}, RR_i 为相邻两个窦性心动周期的长度。

4) SDNN index: 24h 全程记录中每 5min R-R 间期标准差 (共 288 个值) 的平均值。计算公式为:

$$SDNN_{index} = \frac{\sum_{i=1}^{288} SDNN_i}{288} \quad (3-4)$$

其中 $SDNN_i$ 是第 i 个 5min 时段计算得到的 R-R 间期的标准差。

5) SDSD: 相邻 R-R 间期差值的标准差。计算公式为:

$$SDSD = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N [(RR_i - RR_{i+1}) - (\overline{meanRR}_i - \overline{meanRR}_{i+1})]^2}{N}} \quad (3-5)$$

其中 N 为全程记录的心搏总数; RR_{i+1}, RR_i 为相邻两个窦性心动周期的长度。

6) pNN50: 全程记录中相邻 R-R 间期差值大于 50ms 的个数占所有 RR 间期个数的百分比。计算公式如下:

$$pNN_{50} = \frac{NN_{50}}{NN} \times 100 \quad (3-6)$$

NN50 全程记录中相邻 R-R 间期差值大于 50ms 的个数; NN 为 R-R 间期总数。

7) MEAN: 全程记录中 R-R 间期的平均值, 计算公式为:

$$MEAN = \frac{\sum_{i=1}^N RR_i}{N} \quad (3-7)$$

其中 RR_i 为相邻两个窦性心动周期的长度。

8) DRR(极差): MaxRR 为全程记录中 R-R 间期的最大值, MinRR 全程记录中 R-R 间期的最小值, DRR 为 MaxRR 与 MinRR 之差。

9) 变异系数(coefficient of variation, CV): 是一种离散指标, 它是标准差与均值之比, 计算公式:

$$CV = \frac{SDNN}{MEAN} \times 100\% \quad (3-8)$$

由于 CV 无计量单位, 而且消除了原始资料的平均水平的影响, 因此可以用于比较平均水平相差悬殊的指标的变异程度, 并且此指标更客观地反映心率变异的程度。

10) R-R 间期直方图: 以 R-R 间期为横坐标(s), R-R 间期个数的对数为纵坐标绘直方图。

11) R-R 间期分布图: 以逐拍心跳为横坐标, R-R 间期长度为纵坐标。

根据上述公式和计算方法, 我们借助 MATLAB 计算两组数据 24 小时的部分时域指标 (R-R、SDNN、SDANN、RMSSD、SDNNindex、SDSD、PNN50) 并求平均值, 进行比较。由于受到采集时间的限制, 本章计算用的数据来自 Physionet 网站提供的 ECG data base 中的 24 小时动态 ECG 记录。根据数据.head 头文件中的资料, 一例为正常人 (1)。另一例为 ST-T 发生改变者 (2), 受试者年龄分别为 41 岁和 78 岁。如下表, 为 24 小时 holter 动态心电图 HRV 资料, 我们将 24 小时分为 8 个时间段, 分别计算了每 3 个小时的上述时域指标的平均值, 并计算了 24 小时的平均值, 列写在最后一行。

时间 (h)	R-R 间期	SDNN(ms)	SDANN(ms)	RMSSD(ms)	SDNNindex(ms)	SDSD(ms)	PNN50(%)
1~3	752.67	51.06	23.29	12.94	40.64	44.95	6.55
4~6	758.33	70.06	46.29	11.46	48	46.82	5.66
7~9	625.33	80.54	35.97	19.16	61.71	75.99	1.22
10~12	692.67	51.68	25.62	10.76	39.8	48.48	0.58
13~15	693.33	49.47	24.61	27.78	35.45	41.88	1.84
16~18	697	65.64	41.65	30.78	42.98	53.70	0.67
19~21	706.33	57.32	35.55	19.54	39.22	51.35	0.47
22~24	789.33	34.18	14.88	7.52	27.83	24.15	1.25
平均值	713.5	55.78	30.38	18.13	41.97	48.49	2.26

(2) 组数据的 HRV 时域指标

时间 (h)	R-R 间期	SDNN(ms)	SDANN(ms)	RMSSD(ms)	SDNNindex(ms)	SDSD(ms)	PNN50(%)
1~3	981.67	66.37	40.14	13.22	48.62	39.37	2.65
4~6	1052.3	65.19	34.92	12.38	60.08	42.56	4.82
7~9	923.33	219.98	68.09	47.23	201.41	244.3	7.88
10~12	930.67	298.31	73.74	53.92	293.42	354.3	14.33
13~15	926.33	150.26	48.48	34.69	130.33	167.46	7.57
16~18	789	187.97	45.66	78.99	171.13	207.08	6.68
19~21	771.67	189.66	61.83	137.68	179.24	209.52	6.3
22~24	950	74.65	41.8	24.68	51.25	57.14	3.18
平均值	914.13	154.27	50.31	53	142.72	166.33	6.71

(1) 组数据的 HRV 时域指标

由上表比较可见，正常人各项指标均较高，HRV 时域指标具有较好的区分度。

为了更好的说明两组样本的差异，我们对所得到的数据作一下比较。图 3.6 为两组样本 R-R 间期等七项指标的比较；图 3.7 为两组样本 PNN50 指标随时间的变化趋势，横轴为时间 (h)，纵轴为 PNN50 的值。

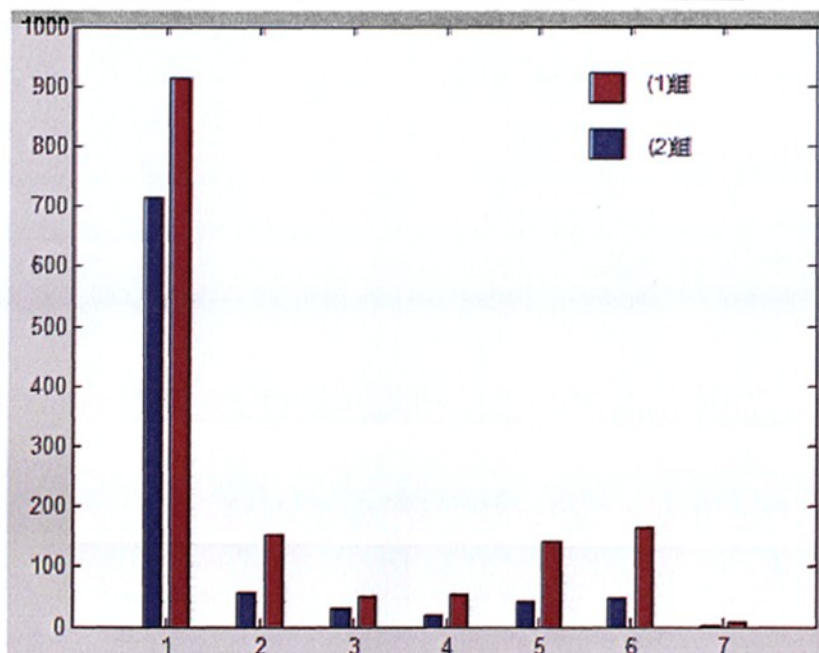


图 3.6 两组样本 R-R 间期、SDNN、SDANN、RMSSD、SDNNindex、SDDS、PNN50 比较

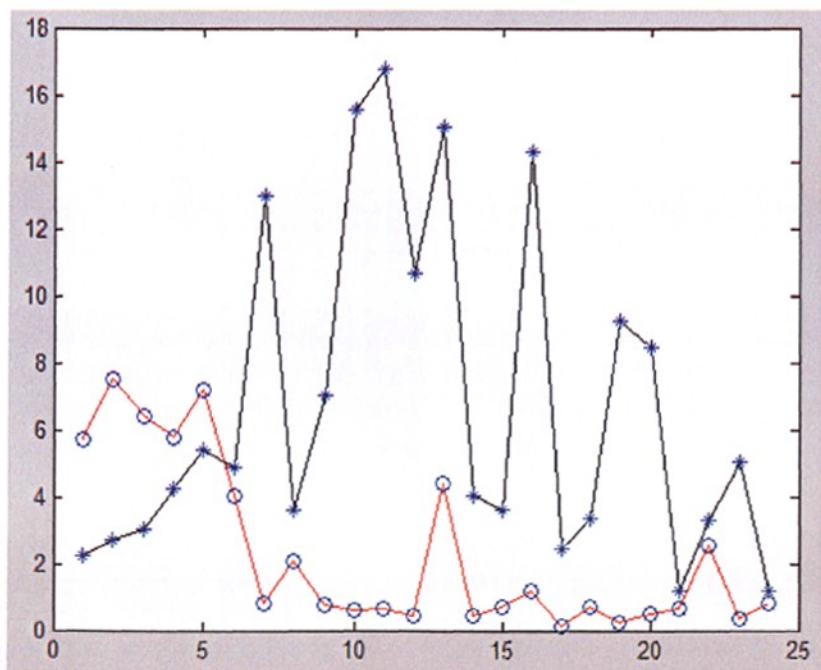


图 3.7 两组样本 PNN50 随时间的变化趋势

SDNN 等时域分析指标能够反映 HRV 的大小,但不能区分迷走神经或交感神经对心脏的调节作用,而频域分析则能够两者分开,并反映它们的平衡关系。其中,低频区域反映交感和迷走神经的共同作用,但以交感神经为主,高频区域则能够

比较全面的了解自主神经对心脏的调节作用。

HRV 时域分析方法计算简单,最早应用于临床,并积累了大量的经验值,但是这种方法丢掉了信号的时序信息,提取信号的特征太少,敏感性和特异性低,不能定量检测交感、迷走神经的张力及其均衡性的变化,应用时可以将其作为评价其它分析方法的参考指标之一。

第四章 HRV 频域分析方法

4.1 频域分析简介

HRV 频域分析方法主要包括古典谱估计法和现代谱估计法。

频谱分析方法的原理是将随机变化的 R-R 间期或瞬时心率信号分解成各种不同能量的频率成分,即将心率变化的曲线转换到频域进行分析。它提供了能量随频率变化的基本信息^[20]。

频域分析法可将复杂的心率波动信号按不同频段来描述能量的分布情况,把各种生理因素的作用适量分离后进行分析,具有灵敏和准确的特点。功率谱测量的是随频率变化的信号在单位时间内所具有的能量,它反映了信号的频率特性。对此进行分析,可以同时评估心脏交感神经和迷走神经活动水平,可以较精确的反映出 HRV 的昼夜节律特点。功率谱的横坐标是频率(Hz),纵坐标功率谱密度,对各频带内的功率进行定量分析,单位是 s^2 或 ms^2 。1982 年, Kobayashi 等指出 HRV 功率谱包含 3 个主要频谱成分,即高频成分(其谱峰在 0.25Hz 左右)、低频成分(其谱峰在 0.10Hz 左右)和频率延伸到极低处且谱密度值随频率降低而增大的“1/f 成分”。研究发现:当交感神经活性被阻断时,HRV 谱中低频谱峰显著降低;当迷走神经活性被阻断时,HRV 谱中高频谱峰显著降低^[31]。Baselli 等对 HRV 信号进行了应用于临床病理研究的处理后,指出 1/f 成分是一种具有分形(fractal)特征的成分,低频谱峰值(ALF)和高频谱峰值(AHF)及其比值(ALF/AHF)都是很有用的参数,可以用来表示交感神经和迷走神经的均衡性。Mitsuyuki 等研究提出了 1/f 成分的具体表达形式,使用了一种模拟控制机理来生成 1/f 成分 HRV 波动信号并研究了其生理机理。频域分析方法为评价正常或疾病状态的自主神经系统功能提供了有利的定量分析工具,具有重要的研究意义。

4.2 古典谱估计法

古典谱估计法有周期图法、快速傅立叶变换法(FFT),FFT 法实际应用较多。FFT 与现代谱估计法理论基础虽然不同,但其实质相同,分析结果也应相似。FFT 物理意义明确,算法简单,运算速度快,可以很好地反映波谷,适用于长记录或

信噪比小的数据。20 世纪 80 年代研究人员大都采用了该方法。Rompelman 等用一组三角函数改进了傅立叶变换法,补偿了由窗函数带来的截断效应,并在计算机上得以成功应用。确定合适的窗函数对分析结果的影响较大,一般有矩形窗、海明窗、海宁窗及布莱克曼窗等。Pinna 等用传递函数法对 HRV 谱估计的可靠性做了研究,认为信号记录长度不小于 420s,并且频谱窗函数宽度等于 0.03Hz 是 HRV 短时分析的最优前提条件。

4.2.1 Welch 法

周期图法是经典功率谱估计理论中的一种模型。它是把随机信号 $x(n)$ 的 N 点观察数据 $x_N(n)$ 视为一能量有限信号,直接取其傅里叶变换,得 $X_N(e^{j\omega})$,然后再取其幅值的平方,并除以 N ,作为对 $x(n)$ 的真实功率谱 $P(e^{j\omega})$ 的估计。以 $\hat{P}_{PER}(e^{j\omega})$ 表示用周期图法估计出的功率谱,则

$$\hat{P}_{PER}(e^{j\omega}) = \frac{1}{N} |X_N(\omega)|^2 \quad (4-1)$$

由于 DFT[$x(n)$] 的周期为 N ,求得的功率谱估计也是以 N 为周期,故称为周期图法。

可以验证,周期图法估计是真实功率谱 $P(\omega)$ 的渐进无偏估计,但却不是一致估计,估计出来的谱 $\hat{P}_{PER}(e^{j\omega})$ 的方差性能不好。当数据长度 N 太大时,谱线起伏严重;数据长度太小时,谱的分辨率又不好。因此需要对其进行改进。

由概率论的知识可知,对 L 个具有相同均值 μ 和方差 σ^2 的独立变量 $X_1, X_2, X_3, \dots, X_L$, 新的随机变量 $X = (X_1 + X_2 + X_3 + \dots + X_L) / L$ 的均值也是 μ , 但方差却降为原来的 $1/L$ 。因此,我们可以对采样数据 $x_N(n)$ 进行分段,分别计算每一段的功率谱 $\hat{P}_{PER}^j(e^{j\omega})$,再叠加取平均,即得平均周期图 $\bar{P}_{PER}(e^{j\omega})$ 。

对 $x_N(n)$ 进行分段,可以允许每一段数据有部分交叠,如下图,若每一段数据长度为 M ,重叠数据为 S ,则分段数为: $L=N-(M-S)/S$ 。

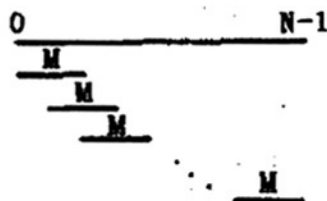


图 4.1 图表 Welch 分段示意图

对于第 i 段数据 $x'(n)$ ，将其看作是 $x_N(n)$ 与一矩形窗相乘：
 $x'(n) = x_N[n + (i-1)S]d_1[n + (i-1)S]$ $0 \leq n \leq M-1, 1 \leq i \leq L$ 。其中， $d_1(n)$ 为长度为 M 的矩形窗。由于矩形窗会产生较大的边瓣失真，我们可以选用其他窗函数，如汉宁窗等，记为 $d_2(n)$ 。这样每一段的功率谱为：

$$\hat{P}_{PER}^i(e^{j\omega}) = \frac{1}{MU} \left| \sum_{n=0}^{M-1} x'(n) d_2(n) e^{-j\omega n} \right|^2 \quad (4-2)$$

其中， $U = \frac{1}{M} \sum_{n=0}^{M-1} d_2^2(n)$ 。平均后的功率谱为：

$$\bar{P}_{PER}(e^{j\omega}) = \frac{1}{L} \sum_{i=1}^L \hat{P}_{PER}^i(e^{j\omega}) = \frac{1}{MUL} \sum_{i=1}^L \left| \sum_{n=0}^{M-1} x'(n) d_2(n) e^{-j\omega n} \right|^2 \quad (4-3)$$

该式即为用 Welch 法对周期图法进行改进后的计算公式^[33]。

图 4.2 为应用 Welch 法对 HRV 信号功率谱估计的结果。所用数据为 2008 年 6 月 11 日采集的心电信号。

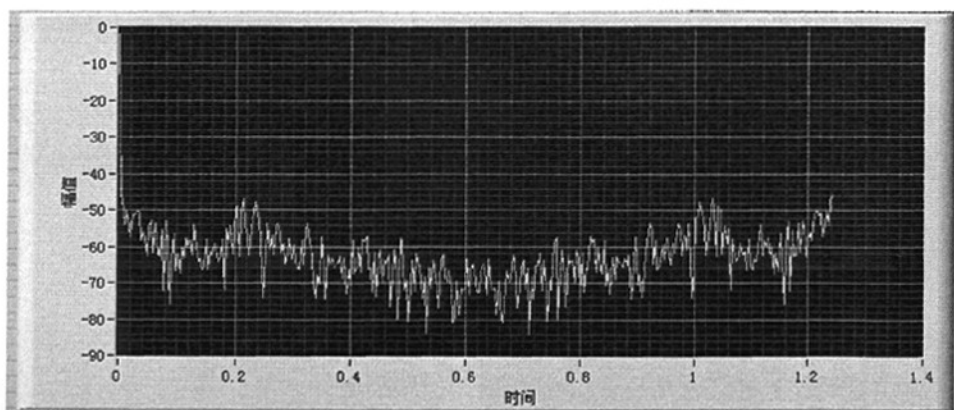


图 4.2 Welch 功率谱

4.3 现代谱估计法

由于古典谱估计方法会产生诸如谱分辨率低、受窗函数影响和方差性能不好等缺陷。方差性能差的原因是无法实现功率谱密度原始定义中的求均值和求极限的运算；分辨率低是由于假定了数据窗意外的数据为零或者延迟窗以外的自相关函数为零。目前研究应用较多的是现代谱估计方法，也称为参数法，这种方法具有较高的谱分辨率，能消除谱泄露现象。

现代谱估计的内容极其丰富，涉及的学科和应用领域也相当广泛。从谱估计的方法上，大致可分为参数模型估计和非参数模型估计。参数模型法较常用的有 AR 模型、MA 模型、prony 模型等；非参数模型谱估计有最小方差法、MUSIC 法等。

4.3.1 AR 模型法

对一个研究对象建立数学模型是现代工程中常用的方法，一方面可以使所研究的对象有一个简单的数学表达式，另一方面，通过对模型的研究可得更多参数，也可使我们对所研究的对象有更深入的了解。自回归(AR)模型是其中一种应用较广泛的方法，它是一个系数按最小均方差原则估计出的模型，一种全极点模型。

“自回归”的含义是：该模型现在的输出是现在的输入和过去 p 个输出的加权和。自回归模型常用 Marple 算法来实现 AR 模型系数的计算，另外 Levinson Dubin 算法和 Burg 算法也较常用。1992 年，Burr 等建立 AR 模型处理 HRV 信号，然后进行了谱分解，取得了较好的效果，得到的频谱曲线光滑，能够分辨十分靠近的波峰，可以很好地反映波峰。

AR 模型是一个系数按最小均方误差原则估计出的模型。其传递函数为：

$$H(z) = 1 / (1 + \sum_{k=1}^p a_k z^{-k})$$

。随机序列 $x(n)$ 的 AR 模型是：

$$x(n) = -\sum_{k=1}^p a_k x(n-k) + u(n) \quad (4-4)$$

$u(n)$ 是均值为 0，方差为 σ^2 的白噪声序列。这样，模型的输出序列 $x(n)$ 的功率谱则为： $P(e^{j\omega}) = \sigma^2 |H(e^{j\omega})|^2$ ，即： $P(e^{j\omega}) = \sigma^2 / \left| 1 + \sum_{k=1}^p a_k e^{-j\omega k} \right|^2$ (4-5)。

选定模型阶数 p 再应用预测误差的平均功率最小原则确定 a_k 及 σ^2 ，则可求出谱估计。

4.3.2 prony 法

Prony 方法是一种用指数函数的线性组合来描述等间距采样数据的数学模型，最早由 Prony 在 1795 年提出^[34]。常用的实测信号的分析方法如傅立叶算法、FFT、小波分析等等存在着难以提取信号的衰减特征等局限性。Prony 方法是用指数函数的线性组合来描述等间距采样数据的数学模型，可以同时分析出信号的频率、幅值、初相和衰减因子。

设一组 p 个具有任意幅值、相位、频率与衰减因子的指数函数，其离散时间的函数形式为

$$\hat{x} = \sum_{i=1}^p b_i z_i^n \quad (n=0,1,\dots,N-1) \quad (4-6)$$

为信号 $x(n)$ 的近似。其中， $b_i = A_i \exp(j\theta_i)$ ， $z_i = \exp[(\alpha_i + j2\pi f_i)\Delta t]$ ，分别为复振幅和复指数。其中， A_i 为幅值， α_i 为衰减因子， θ_i 为相位， f_i 为振荡频率， Δt 为采样间隔。使误差平方和 $\sum_{n=0}^{N-1} |x(n) - \hat{x}(n)|^2$ 为最小，可求出上述四个参数。

但这是一个非线性方程组的问题，通常其求解是一种迭代过程。认识到 (4-6)

式的拟合是一常系数差分方程的齐次解，将其写成矩阵的形式：

$$\begin{bmatrix} Z_1^0 & Z_2^0 & \cdots & Z_p^0 \\ Z_1^1 & Z_2^1 & \cdots & Z_p^1 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ Z_1^{N-1} & Z_2^{N-1} & \cdots & Z_p^{N-1} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} b_1 \\ b_2 \\ \vdots \\ b_p \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \hat{x}(1) \\ \hat{x}(2) \\ \vdots \\ \hat{x}(N-1) \end{bmatrix} \quad (4-7)$$

如果能以某种方法求得该矩阵的元素 Z_k ，则可将其转化为线性方程组，解此方程组即可求得复振幅。这就是 Prony 方法的基本思路。^[46]假定原采样信号可

以用一个递推的线性差分方程 $x(n) = -\sum_{k=1}^p a_k x(n-k) + e(n)$ ($e(n)$ 为线性预测误差) 表示，对参数 a_k 进行最小二乘估计，即使均方误差 $\varepsilon = \frac{1}{N-p} \sum_{n=p}^{N-1} |e(n)|^2$ 极小

化，可得出 $a_1 \cdots a_p$ 的估计值。当 $a_1 \cdots a_p$ 得到后，即可求出特征多项式 $1 + a_1 z^{-1} + \cdots + a_p z^{-p} = 0$ 的根，可以证明其根即为 Z_k ，有时称其为 Prony 极点。

这样，复振幅 b_i 可求。幅值 A_i ，衰减因子 α_i ，相位 θ_i ，振荡频率 f_i 为：

$$\begin{aligned} A_i &= |b_i| \\ \theta_i &= \arctan[\text{im}(b_i) / \text{re}(b_i)] / (2\pi\Delta t) \\ \alpha_i &= \ln|z_i| / \Delta t \\ f_i &= \arctan[\text{im}(z_i) / \text{re}(z_i)] / (2\pi\Delta t) \end{aligned}$$

下图为一例 Prony 功率谱，所用信号为 2008 年 6 月 11 日所采集，受试者 26 岁，身体健康状况良好。P 取 11。

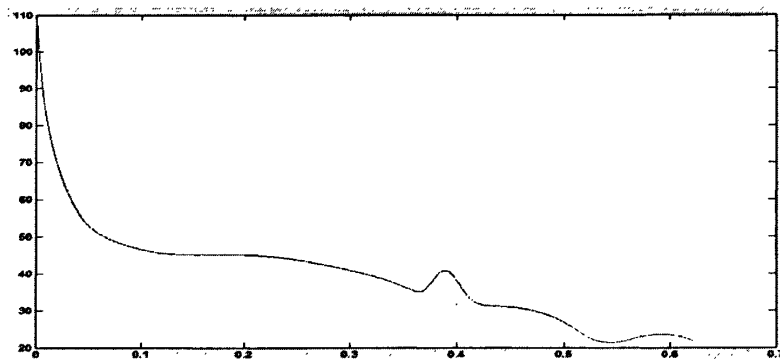


图 4.3 Prony 功率谱

可见，相比传统的 Welch 法，Prony 能量谱比较平滑，波峰波谷易于提取。

此外, 由于应用该方法能得到相应的模型参数, 就为依据模型参数定量地反映心血管系统自主神经均衡性, 提取人体生理信息提供了可能。近年来 Prony 模型主要应用在工程中, 在生物医学领域中的应用还比较少, 很多工程中用到的功率谱估计的算法如 esprit 算法, music 算法, mvdr 算法, pisarenko 算法^[47]等, 应该都可以应用到 HRV 信号的功率谱估计中, 但是否比现有的方法具有更大的优越性就不得而知了, 还需要借助多方面的实验。AR 模型是目前发展较成熟的方法。

4.3.3 lomb 法

Lomb 算法最早是由澳大利亚天文学家 lomb 引入, 用于对非等间距采样资料直接进行频谱分析。由于它直接对实际测量的各时间点计算功率谱值, 因此避免了插值造成的功率谱失真。1989 年 Press 等发明了改进的 lomb 算法, ^[32]大大提高了计算速度, 使得 lomb 周期图估计与 FFT 算法达到同一运算级, lomb 算法得到广泛推广。Lomb 公式为:

$$S(\omega) = \frac{1}{2\sigma^2} \left\{ \frac{\left[\sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x}) \cos \omega(t_i - \tau) \right]^2}{\sum_{i=1}^N \cos^2 \omega(t_i - \tau)} + \frac{\left[\sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x}) \sin \omega(t_i - \tau) \right]^2}{\sum_{i=1}^N \sin^2 \omega(t_i - \tau)} \right\} \quad (4-8)$$

其中, σ 为采样误差, \bar{x} 为采样均值, τ 为相移因子, 是常数, 有:

$$\tan(2\omega\tau) = \frac{\sum_{i=1}^N \sin(2\omega t_i)}{\sum_{i=1}^N \cos(2\omega t_i)} \quad (4-9)$$

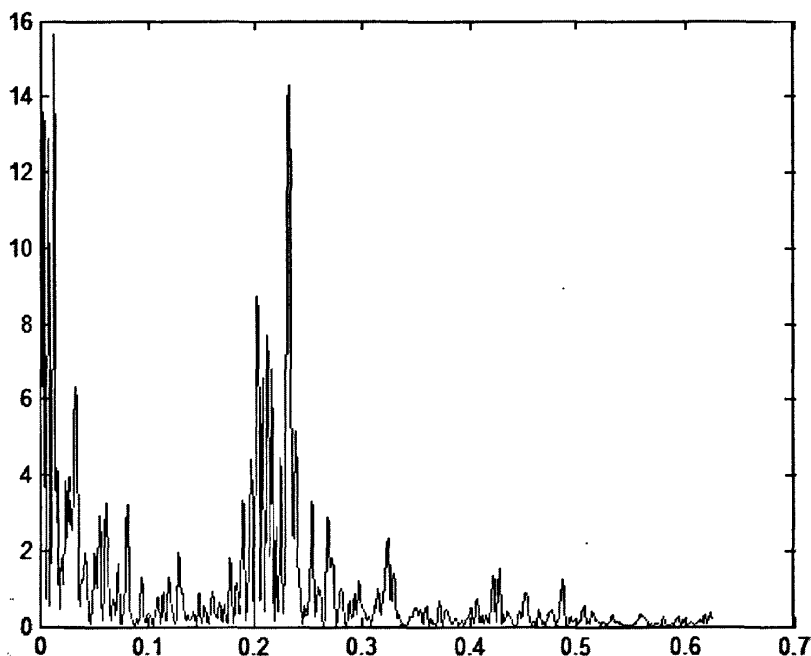


图 4.4 lomb 功率谱

如前所述，Welch 法和自回归模型都要求所分析的序列具有相等的时间间隔，在应用时要将 RR 间期序列进行重采样，势必会改变原信号的频率成分，和细节特征，lomb 法的优势在于直接对实际测量的各时间点计算功率谱值，因此避免了插值造成的功率谱失真。

频谱分析方法的生理意义比较明确，提供了自主神经系统调节功能的定量分析工具，对某些心血管疾病的早期诊断、病中监护和预后估计等有重要价值。但对很多心血管疾病的诊断和预测却无能为力，对一些疾病特异性不强，必须依靠其它手段获取参数，这可能和功率谱只是反映 HRV 的一段时间的概貌，信息量太少有关，而且功率谱分析建立在平稳模型的基础上，不能够反映 HRV 的动态特征和细节。HRV 计算技术和非线性动力学的发展为揭示心率变异性分析提供了新方法。

第五章 HRV 的小波包分析方法

5.1 小波包的定义

小波包分析 (Wave Packet Analysis) 能够为信号提供一种更加精细的分析方法, 它将频带进行多层次划分, 对多分辨分析没有细分的高频部分进一步分解, 并能够根据被分析信号的特征, 自适应地选择相应频带, 使之与信号频谱相匹配, 从而提高了时—频分辨率, 因此小波包具有更广泛的应用价值。如下图, 图 5.1a 为小波分解示意图, 图 5.1b 为三层小波包分解的说明。图中, A 表示低频, D 代表高频, 末尾的序号表示分解层数 (即尺度数)。

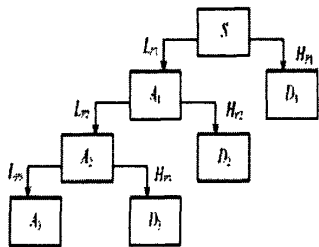


图 5.1 a 小波分解树结构图

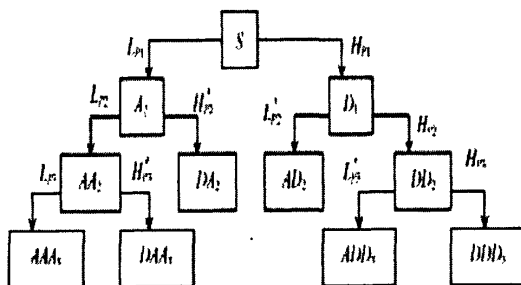


图 5.1 b 小波包分解树结构图

由以上的叙述, 小波包分解是进一步对小波子空间 W_j 按照二进制分式进行频率的细分, 以达到提高频率分辨率的目的。我们将尺度子空间 V_j 和小波子空间 W_j 用一个新的子空间 U_j^n 统一表示, 即: $\begin{cases} U_j^0 = V_j \\ U_j^1 = W_j \end{cases}$, 则 Hilbert 空间的正交分解 $V_{j+1} = V_j \oplus W_j$ 可用 $U_{j+1}^0 = U_j^0 \oplus U_j^1$ 统一起来。

定义子空间 U_j^n 是函数 $u_n(t)$ 的闭包空间, U_j^{2n} 是函数 $u_{2n}(t)$ 的闭包空间, 并

$$\text{令 } u_n(t) \text{ 满足双尺度方程: } \begin{cases} u_{2n}(t) = \sqrt{2} \sum_{k \in \mathbb{Z}} h(k) u_n(2t - k) \\ u_{2n+1}(t) = \sqrt{2} \sum_{k \in \mathbb{Z}} g(k) u_n(2t - k) \end{cases} \quad (5.1)$$

式中, $g(k) = (-1)^k h(1 - k)$, 即两系数也满足正交关系。与多分辨分析中尺

度函数和小波基函数所满足的双尺度方程
$$\begin{cases} \phi(t) = \sum_{k \in \mathbb{Z}} h_k \phi(2t - k) \\ \varphi(t) = \sum_{k \in \mathbb{Z}} g_k \phi(2t - k) \end{cases}$$
 相比, 很显然

$u_0(t)$ 和 $u_1(t)$ 分别转化为尺度函数 $\phi(t)$ 和小波基函数 $\varphi(t)$ 。

定义由 (5.1) 式构造的序列 $\{u_n(t)\}$ 为由基函数 $u_0(t) = \phi(t)$ 确定的正交小波包。

5.2 小波包的性质

定理 5.1 设非负整数 n 的二进制表示为 $n = \sum_{i=1}^{\infty} \varepsilon_i 2^{i-1}$ $\varepsilon_i = 0, 1$ 则小波包

$\hat{u}_n(\omega)$ 的傅里叶变换为: $\hat{u}_n(\omega) = \prod_{i=1}^{+\infty} m_{\varepsilon_i} \frac{\omega}{2^i}$ 。其中,

$$m_0(\omega) = H(\omega) = \frac{1}{\sqrt{2}} \sum_{k=-\infty}^{+\infty} h(k) e^{-jk\omega}, m_1(\omega) = G(\omega) = \frac{1}{\sqrt{2}} \sum_{k=-\infty}^{+\infty} g(k) e^{-jk\omega}.$$

定理 5.2 设 $\{u_n(t)\}$ 是正交尺度函数 $\phi(t)$ 的正交小波包, 则 $\langle u_n(t-k), u_n(t-l) \rangle = \delta_{kl}$, 即 $\{u_n(t)\}$ 构成 $L^2(R)$ 的规范正交基。

定理 5.3 令 $\{u_n(t)\}$ 是正交尺度函数 $\phi(t)$ 的正交小波包, 则 $\langle u_{2l}(t-i), u_{2l+1}(t-k) \rangle = 0$ $i, k \in \mathbb{Z}, l \in \mathbb{Z}_+$

5.3 小波包的空间分解

令 $\{u_n(t)\}$ 是关于 $h(k)$ 的小波包族, 用下列方式生成子空间族:

$$U_j^n = \text{clos}_{L^2(R)} \langle 2^{j/2} \varphi_n(2^j t - k) \rangle, \text{ 则有 } \begin{cases} U_j^0 = V_j \\ U_j^1 = W_j \end{cases} \text{ 和 } U_{j+1}^0 = U_j^0 \oplus U_j^1.$$

定理 5.4 令 n 是任意非负数, 那么 $U_{j+1}^n = U_j^{2n} + U_j^{2n+1}$

定理 5.5 令 $n=1, 2, 3, \dots; j=1, 2, \dots$, 并对 (5.1) 式作迭代分解, 则有: $W_j = U_j^1 = U_{j-1}^2 \oplus U_{j-1}^3, U_{j-1}^2 = U_{j-2}^4 \oplus U_{j-2}^5, \dots$ 因此, 可以得到小波子空间 W_j 的各

种分解。如下：

$$\begin{cases} W_j = U_{j-1}^2 \oplus U_{j-1}^3 \\ \quad = U_{j-2}^4 \oplus U_{j-2}^5 \oplus U_{j-2}^6 \oplus U_{j-2}^7 \\ \quad \dots\dots\dots \\ \quad = U_0^{2^j} \oplus U_0^{2^{j+1}} \oplus \dots \oplus U_0^{2^{j+1}-1} \end{cases}$$

W_j 空间分解的子空间序列可写作 $U_{j-1}^{2^l+m}$, $m=0,1,\dots,2^l-1; l=1,2,\dots;j=1,2,\dots$ 。

子空间序列 $U_{j-1}^{2^l+m}$ 的标准正交基为 $\{2^{-(j-1)/2} u_{2^l+m}(2^{j-l}t-k)\}$ 。容易看出，当 $l=0$ 和 $m=0$ 时，子空间序列 $U_{j-1}^{2^l+m}$ 简化为 $U_j^1=W_j$ ，相应的正交基简化为 $2^{-j/2}\varphi(2^{-j}t-k)$ ，它恰好是标准正交小波族 $\{\varphi_{j,k}(t)\}$ 。随着尺度 j 的增大，相应正交小波基函数的空间分辨率愈高，而其频率分辨率愈低，这正是正交小波基的一大缺陷。而小波包却具有将随 j 增大而变宽的 pipu 窗口进一步分割变细的优良性质，从而克服了正交小波变换的这一不足。

小波包可以对 W_j 进一步分解，从而提高频率分辨率，是一种比多分辨率分析更加精细的分解方法，具有更好的时频特性。

5.4 小波包算法

下面给出小波包的分解算法和重构算法。

设 $g_j^n(t) \in U_j^n$ ，则 $g_j^n(t)$ 可表示为： $g_j^n(t) = \sum_l d_l^{j,n} u_n(2^j t - l)$

$$\text{小波包分解算法: } \begin{cases} d_l^{j,2n} = \sum_k a_{k-2l} d_k^{j+1,n} \\ d_l^{j,2n+1} = \sum_k b_{k-2l} d_k^{j+1,n} \end{cases}$$

$$\text{小波包重构算法: } d_l^{j+1,n} = \sum_k [h_{l-2k} d_k^{j,2n} + g_{l-2k} d_k^{j,2n+1}]$$

5.5 HRV 信号的小波包分析

本章选用的心电信号为心血管多功能参数检测仪器所采集，受测者分为 a,b 两组，a 组 4 人，年龄在 67~55 周岁，平均年龄 65.8；b 组年龄为 21~25 岁，平均年龄为 22.3，共 15 人。采集时间 5 分钟，采样频率为 1K。将采集到的心电信

号提取 R 波，按照第三章的方法得出相应的 HRV 信号。图 5.2 为所采集的一例心电信号的 R 波提取效果，图 5.3 为所得的 HRV 信号。

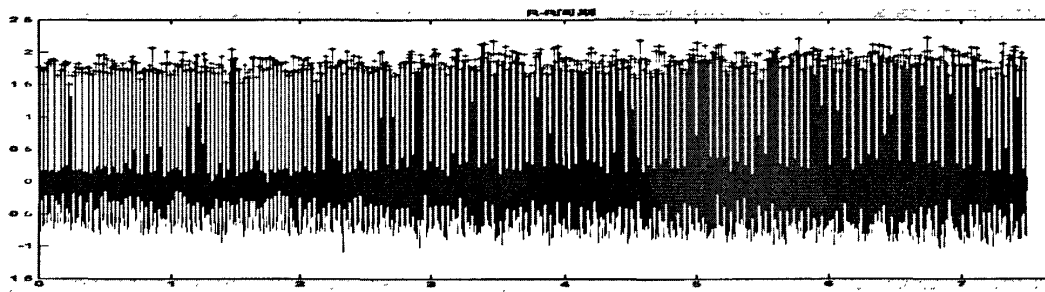


图 5.2 R 波提取

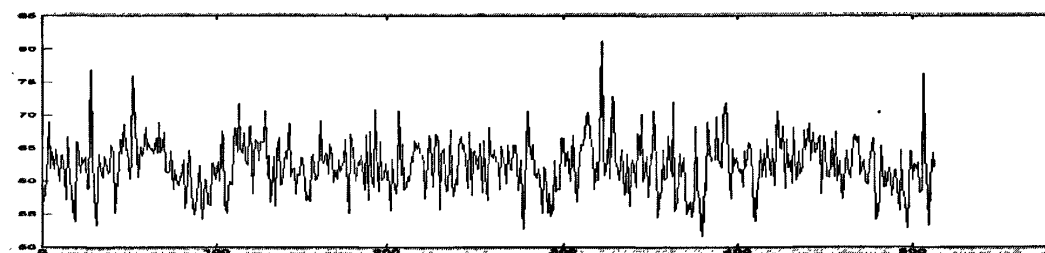


图 5.3 HRV 信号

5.5.1 HRV 信号的三层小波包分解

本文中，用 (i,j) 表示第 i 层的第 j 个结点，其中， $i=0, 1, 2, 3$ ； $j=0,1,\dots,7$ 。每个结点都代表一定的信号特征，如， $(0,0)$ 结点代表原始信号，我们用 S 表示， $(0, 1)$ 代表小波包分解的第一层系数 X_{10} ， $(1, 1)$ 代表小波包分解的第一层系数 X_{11} ，以此类推。图 5.4 为三层小波包分解树。我们用 S 表示重构信号，如： S_{11} 表示 X_{11} 的重构信号，其他依次类推。

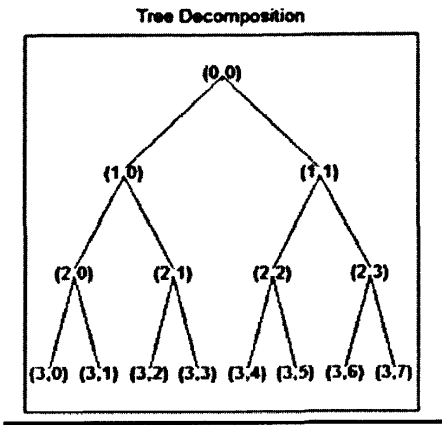


图 5.4 三层小波包分解树

分解后原信号分解为 3 层，第 3 层有 $2^3=8$ 个子空间，对应着原信号从低频到高频的 8 个频率成分，每个频带带宽相等。若 HRV 信号最高频率为 1Hz，则这 8 个频带带宽均为 0.125Hz，如表 5.1 所示。 S_{30} 为最低频信号， S_{37} 为最高频信号。图 5.5 为一例 HRV 信号在第三层的小波包分解系数。

信号	频率范围	信号	频率范围
$S_{30}(0)$	0~0.125	$S_{34}(4)$	0.500~0.625
$S_{31}(1)$	0.125~0.250	$S_{35}(5)$	0.625~0.750
$S_{32}(2)$	0.250~0.375	$S_{36}(6)$	0.750~0.875
$S_{33}(3)$	0.375~0.500	$S_{37}(7)$	0.875~1.000

表 5.1 $S_{30} \dots S_{37}$ 对应的子空间频率分布

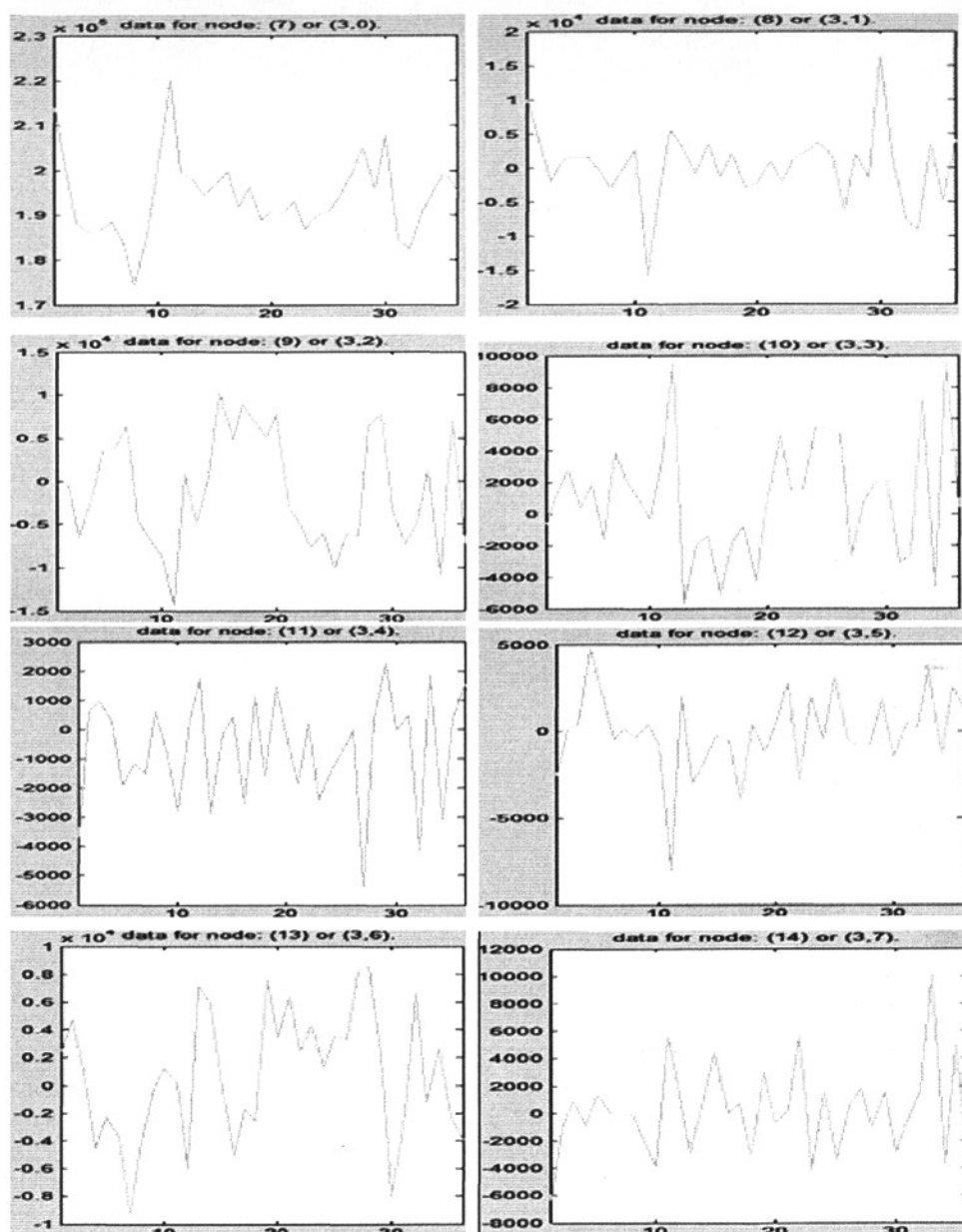


图 5.5 HRV 信号的第三层小波包分解系数

下面计算 a 组和 b 组的小波包系数的平均功率。根据公式，第 i 个子空间上

小波包系数的平均功率为： $SD_i = \sqrt{\left[\frac{1}{k-1} \left(\sum_{k=0}^k S'_3(k) - \overline{S'_3} \right)^2 \right]}$ $i=1,2,\dots,7$ ，图 5.6 为

一例 HRV 信号的三层小波包分解的能量分布，横坐标表示 8 个子空间，对应着 8 个频带；纵坐标表示平均功率。我们再分别求两组数据在 8 个频带的平均功率，并对每个频带求平均值。如图 5.7。

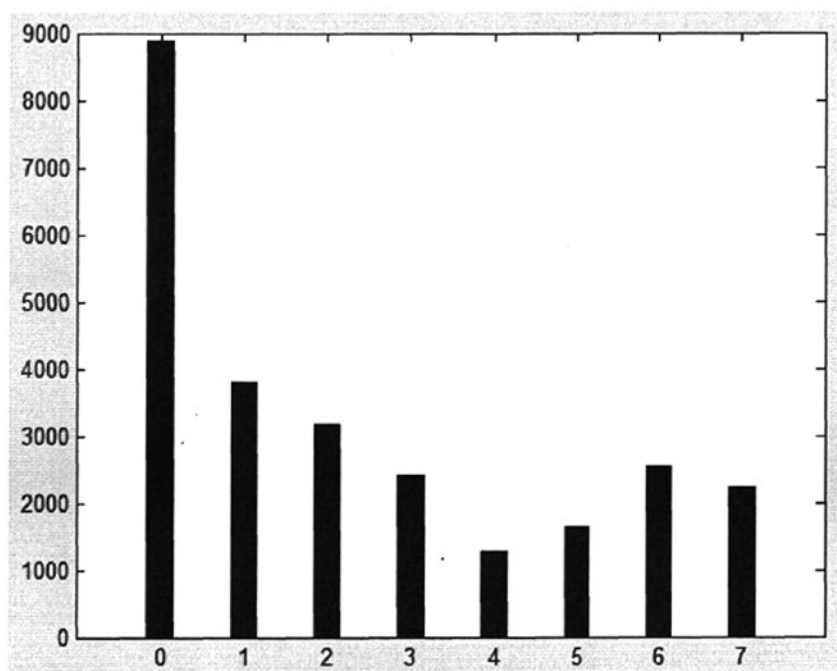


图 5.6 HRV 信号的能量分布

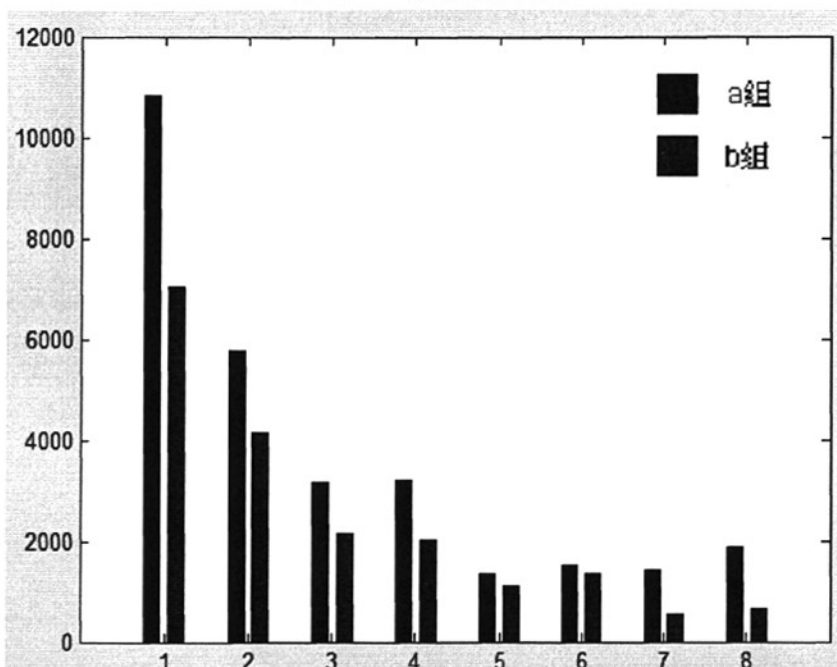


图 5.7 两组 HRV 信号平均功率的比较

从图 5.7 中可以看出，除了 5, 6 两个频带信号能量几乎相等，在其他子空间中 a 组 HRV 均值要大于 b 组。

5.5.2 基于小波包分解的 HRV 信号 LF/HF 的计算

由第三章的叙述知,对心电信号经傅里叶变换可得频谱图,一般将频谱分为两个区域,即低频(LF)峰(0.04~0.15Hz)和高频(HF)峰(0.15~0.4Hz)。也有人把它分为高频功率(HF)、低频功率(LF)、极低频功率(VLF)、超低频功率(ULF)四种。其中,高频功率(HF)频率范围是 0.15~0.4Hz,它反映迷走神经调节功能,与呼吸性心率不齐有关;低频功率频率范围是 0.04~0.15Hz,与压力感受器反射系统的活动有关,反映交感神经和迷走神经的复合调节功能,某些情况可反映交感神经系统张力;极低频功率的频率范围是 0.0033~0.040Hz,与外周血管舒缩及肾素——血管紧张素系统活动有关;超低频功率的频率范围在 0.0033Hz 以下,可反映人的昼夜周期节律和神经内分泌节律的影响。HRV 信号的分析中,LF 与 HF 的比值,可以用来表示交感神经和迷走神经的均衡性。下面我们借助小波包分解来计算 LF/HF。

由于 HRV 信号在高频的能量分布相对非常小,略去高频成分,取最高频率为 4Hz^[35],小波包分解各子空间所对应的能量如表 5.2 所示。

分解层数	子空间	频率范围	说明
6	$S_{61} \sim S_{64}$	0.03125~0.15625	LF
	$S_{65} \sim S_{6,12}$	0.15625~0.40625	HF
7	$S_{72} \sim S_{79}$	0.03125~0.15625	LF
	$S_{7,10} \sim S_{7,25}$	0.15625~0.40625	HF
8	$S_{85} \sim S_{8,19}$	0.0390625~0.15625	LF
	$S_{20} \sim S_{51}$	0.15625~0.40625	HF

表 5.2 Frequency decompositions for WP in 4 Hz

先对所采集的 HRV 信号进行 6 层小波包分解，再根据上述公式计算各频带能量分布。分别将 $S_{61} \sim S_{64}$ 对应的四个子空间和 $S_{65} \sim S_{6,12}$ 对应的八个子空间能量分布计算出来，两者相除即为 LF 与 HF 的比值。图 5.8 为同一例（与图 5.6 中所采用的心电信号相同）心电信号的 6 层小波包分解能量分布图，根据计算需要，我们选取 $S_{61} \sim S_{6,12}$ 这 12 个子空间。

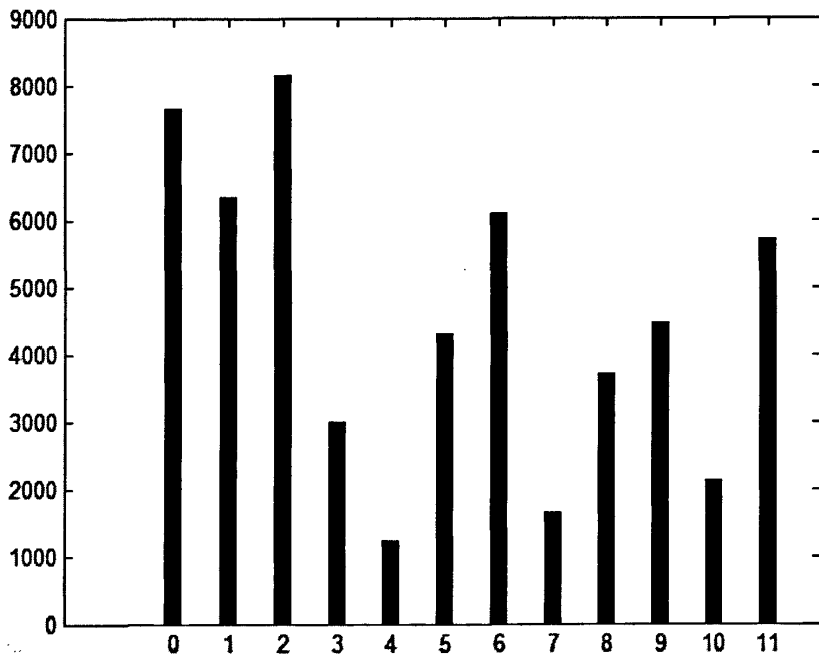


图 5.8 六层小波包分解能量分布

分别对 a 组和 b 组的两组数据进行计算，结果如表 5.3 所示。表中列出了两组受测者 LF/HF，最后一行为各组的平均值。

a 组	b 组
1.2513	1.0596
1.0653	0.9597
1.3851	1.1128
0.8779	0.9369
1.2785	0.7591
1.0921	0.8298
1.1874	1.0368
1.5041	0.6916
0.7907	0.9004
1.2477	1.1685
1.1557	0.9450

表 5.3 实验结果

由以上结果可见，年长者的 LF 与 HF 比值平均来看要大一些。

第六章 HRV 的非线性分析方法

在前几章中,我们对 HRV 信号的时域分析、频域分析、时频联合分析做了一些工作,在这一章中,我们将介绍 HRV 信号的非线性分析方法进行系统总结。

6.1 HRV 非线性动力学分析的意义与进展

在经典的 HRV 研究方法中,时域分析方法由于计算简单,指标意义直观而获得了广泛应用。1987 年 Kleiger 等人应用这种方法对 808 例急性心肌缺血病人的回顾性研究发现,HRV 标准小于 50ms 的患者死亡率约是 HRV 标准差大于 100ms 的患者死亡率的 4 倍。但是如前文所述,这种方法灵敏度低、特异性差,不能刻画 HRV 的动态过程,也难以进一步区分心脏的交感神经和迷走神经的活动水平及其均衡性的变化,因此有比较大的局限性。HRV 功率谱分析法虽然弥补了时域分析方法的不足,初步揭示论文 HRV 的生理机制,但它也有不足之处。首先,由于 HRV 信号是非平稳的,对长程数据的 HRV 信号分析,HRV 功率谱方法就不适用。虽然这个问题由于后来提出了动态(又称时变)谱估计的方法而在一定程度上得到了解决,但用功率谱分析法已很难再从 HRV 中提取出除前述信息之外的信息了。其次,由于生理系统是一种复杂性系统,而 HRV 信号是非线性的,要阐明 HRV 的非线性本质也是功率谱分析方法难以胜任的。随着计算技术和非线性动力学的发展,人们提出了心率变异性分析的新方法——非线性动力学分析。

心率变异的产生肯定存在非线性现象,它取决于血流动力、电生理、体液及神经调控之间复杂的相互影响^[48]。1984 年 Ritzenberg 等从狗的心电图中首次发现心脏搏动具有混沌现象^[36],此后许多学者应用非线性系统理论对心脏活动中的非线性现象进行定量和定性的研究。1985 年 Goldberger 等发现正常人心率时间序列的功率谱是含有 $1/f$ 型的宽带功率谱^[37]。1990 年他们报道了正常人和心脏病人的相空间图^[49]。Babloyantz 和 Destexhe 提出心率变异性混沌的概念,1990 年他们用功率谱自相关函数、相图、Poincare 截面、关联维数、Lyapunov 指数和 Kolmogorov 熵等几个相互独立的非线性动力学方法对 4 个正常人的心率时间序列进行分析,结果表明正常人的 HRV 不是随机的而是由某种确定性规律控制的

输出,也就是说正常人的 HRV 是一种混沌信号,并将一些非线性算法和参数引入到 HRV 分析中。Goldberger 等在随后几年对 HRV 的非线性作了进一步的肯定和发展^[38]。1994 年 Framingham 心脏研究中心报告了对 736 例老年人随访四年的记录研究结果,HRV 是独立于其它传统指标以外的预测死亡的危险因子,有十分重要的研究价值。1994 年欧洲心血管疾病学会(European Society of Cardiology)和美国的 NASPE(North American Society of Pacing and Electrophysiology)共同组成了包括数学、工程、生理和临床方面知名专家的专题委员会,讨论制定方案以规范系统 HRV 的研究和临床应用,并于 1996 年完成该项任务并在 Circulation 的 1996 年 93 卷上发表长篇专题报告^[30]。系统归纳 HRV 的研究标准、方法、与生理和病理的相关性、临床应用的近年研究成果。

6.2 非线性分析方法

HRV 的非线性特征是由 Babloyantz、Goldberger 等最早进行研究的,主要结论有:

- 1) HRV 的功率谱密度是宽带的,具有 $1/f$ 的谱成分;
- 2) 估算 HRV 的关联维数为有限值;
- 3) HRV 不存在单一的时间尺度,具有统计自相似性。

所有结果表明 HRV 不是随机的而是由具有某种确定性规律控制的输出,即一种混沌信号。近年来,混沌理论的应用为研究正常人的 HRV 的非线性提供了许多的新方法,如散点图分析法、分形维数分析法、复杂度分析法、近似熵分析法、模式熵分析法和符号动力学分析法等。下面较为详细的综述了近年来非线性技术在 HRV 分析中的研究方法及其临床应用。

(1) 散点图(poincare plots)

散点图绘制方法:以相邻两个窦性心动周期的前一个 R-R 间期长度 RR_i (ms) 为横坐标,以后一个 R-R 间期 RR_{i+1} 为纵坐标绘制一点,如此继续,在一定的时间段内,绘制成多个散点组成的分布图,并因 R-R 间期的差异表现出一定的形态特征。散点图中包含了 HRV 的线性和非线性的变化趋势,可通过散点图分析,了解被试者自主神经功能状态。对散点图的分析有定性和定量两种分析方法。

定性分析主要是其形态分析,有 4 种形态: 1) 彗星状。正常人散点大多集中在直线附近且自下而上向两侧散开成彗星状; 2) 鱼雷状; 3) 不成形状; 4) 扇状。后 3 种情况为不正常情况下出现的异常图。

定量分析主要指计算描绘散点图特征的指标:

1) 向量角度指数 VAI: 衡量 R-R 间期散点图在 45° 线两边散开程度的指标。公式为

$$VAI = \frac{\sum_{i=1}^N |\theta_i - 45|}{N} \quad (6-1)$$

其中 N 是散点个数, θ_i 是散点图上第 i 个数据点与坐标原点的连线和横轴所夹的角度。

2) 向量长度指数 VLI: 衡量长度方向散开的指标。公式为:

$$VLI = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N (l_i - \bar{L})^2}{N}} \quad (6-2)$$

其中 N 是散点个数, l_i 是散点图上第 i 个数据点与坐标原点连线的长度, \bar{L} 是所有数据点离原点的平均长度。

目前, 由于时域 R-R 间期的数据获取容易, 图形直观, 因此散点图在临床上应用较多, 已被医生认可, 但是它的物理意义不是很明确。

(2) 散点差值图(modified poicare plots)

绘制方法: 以前一相邻 R-R 间期差值 $(R_n - R_{n-1})$ 为横轴, 以后一相邻 R-R 间期差值 $(R_{n+1} - R_n)$ 为纵轴, 所得结果就是 R-R 间期差值的散点图。

(3) 三维散点图(3D poicare plots)

目前对 3D 散点图的研究还比较少, 但是事实上, 3D 散点图包含比 2D 散点图更为丰富的信息。3D 散点图是在已有的散点图或散点差值图的基础上引入每一个坐标点重复出现的次数作为第三维向量。绘制方法: 首先绘制散点图或散点差值图, 统计平面图形中的每一对坐标点重复出现的次数, 以重复出现的次数作为第三维向量绘制出的图形就是 3D 散点图, 文献^[39]对 3D 散点图做了详细的介绍。

(4) 粗粒化谱分析(coarse grainning spectral analysis ,CGSA)

粗粒化谱分析最早是由 Yamamoto Y, Hughson RL 提出并应用到 HRV 分析中的。CGSA 的基本思路是对 HRV 信号的频谱进行分形分解, 采用分形分析的方法对 HRV 信号的谱进行度量, 文献^[40]对 CGSA 的分析方法做了详细的阐述。

(5) 神经网络分析

神经网络分析方法的核心思想就是通过训练集对信号进行聚类, 通过聚类的结果再对 HRV 信号进行判别分类, 判别输入的 HRV 信号属于那一类别。

通过神经网络对 HRV 信号进行分析主要有两条途径, 一是直接对 HRV 信号进行神经网络分析^[50], 一是把神经网络和其它分析方法相结合对 HRV 进行分析, 文献^[41]就是先对 HRV 信号进行小波分解, 对分解的结果再进行聚类分析。

(6) 隐马尔可夫模型

隐马尔可夫信号分析方法的基本原理是寻找 HRV 信号马尔可夫阶次, 这种方法与分形维数法有点相似, 都是从非线性的角度对 HRV 信号进行度量, 只不过分析的角度和度量的方法不同。

基本原理: 如果一个信号是纯的随机信号, 那么就称为零阶马尔可夫信号, 该信号的阶次就是 0, 这种信号的特点是相互统计独立的, 且有共同的密度函数 $p(x)$ 。零阶马尔可夫信号无记忆, 因为 $p(x_n, x_{n-1}) = p(x_n)p(x_{n-1})$ 或 $p(x_n | x_{n-1}) = p(x_n)$, 这就意味着 x_{n-1} 的发生不影响 x_n 的数值。一阶马尔可夫信号的阶次是 1, 它的记忆力能持续一个取样时间间隔, 即 $p(x_n | x_{n-1}, x_{n-2}, \dots, x_1) = p(x_n | x_{n-1})$, 其它的依次类推。HRV 的隐马尔可夫分析就是通过计算 HRV 信号的马尔可夫阶次来分析自主神经的状态。

(7) 分形维数分析

分形维数包括关联维数是分析研究心率常用的非线性动力学方法, 分形维数描述了表征一个吸引子所需变量的多少, 也就是其自由度多少。正常人的心率和不正常人的心率的关联维数明显不同, 相同的情况下, 健康人的心率具有更大的维数, 而当人在患病时, 心率呈现一定的规则变化, 关联维数相对减小在某些情况下, HRV 维数的减少意味着心脏即将发生致命的心律失常, 这说明 R-R 间期的相关维数有时可能比传统的方法能更有效地预测心脏疾病的发生。

在 HRV 分析的实际应用中, 常采用由 HRV 的功率谱导出的分形维数^[51]。基本思

路是：由于 HRV 的功率谱满足幂律关系：

$$S_x(w) = \frac{\sigma_x^2}{|w|^r} \quad (6-3)$$

(满足此式的信号称作自仿射信号或分形信号)，则其分形维数可表示为：

$$D = 2 - \frac{r-1}{2} \quad (6-4)$$

而 r 可以通过双对数坐标功率谱图的极低频段用最小二乘法拟合求得，从而可得到分形维数 D 。

很多研究结果都表明用较短的 HRV 数据(比如 200 点)，采用适用于短数据的谱估计方法(如 AR 模型)计算其功率谱也能很清楚的得到 $1/f$ 部分的谱，因此这种方法只用较短的数据也可计算 HRV 信号的分形维数。数据分形维数可以反映交感神经和迷走神经对心脏的调节过程。当交感神经活动增强，而迷走神经活动减弱时，分形维数值减小。

(8) 近似熵分析

近似熵(ApEn)描述了信息量的变化，是 Pincus 在 1991 年提出的一个适合于对较短数据进行分析的指标，它是由相关积分导出的。近似熵的计算公式如下：

$$ApEn(N, m, r) = \Phi^m(r) - \Phi^{m+1}(r) \quad (6-5)$$

$$\text{其中 } \Phi^m(r) = \frac{\sum_{i=1}^{N-m+1} \lg C_i^m(r)}{N-m+1}$$

$$C_i^m = \frac{N_p}{N-m+1}$$

N_p 是满足式： $|X(i) - X(j)| \leq r, i, j = 1, 2 \dots, N-m+1$ 的点的数目。

对于周期运动，经过一段时间后，系统信息量不增加，也没减少，近似熵为零；随机运动近似熵趋于无穷大；而混沌运动的近似熵为某一确定的正数，正的近似熵意味着系统信息量的损失。Pincus 等人认为：当取 $m=2, r=0.2$ 时，就可以得到比较合理的 ApEn 值。他们还指出，ApEn(m,r)值可以用来区分许多的系统，并且对小的 m 值(特别是 $m=2$)，用 ApEn(m,r,N)来估计 ApEn 只要相当少的数据即可做到这一点。

近似熵分析的优点如下：首先它所需要的数据较短，约 100~5000 个数据点

就可以得到稳定的近似熵；其次有较强的抗干扰能力，尤其对偶尔产生的瞬时干扰具有良好的屏蔽作用；再次可以用于检测确定性成分和随机成分组成的混合信号；最后近似熵包含了时间顺序信息，比时域指标包含更多的信息，通过近似熵分析可以反应心血管的调节模式。

(9) 复杂度分析

在阐述复杂度分析方法之前，先介绍一下“复杂性”测度。根据 Kolmogorov 的理论，复杂性可以认为是产生某给定“0, 1”序列的最少的计算机程序的比特数，但是按这种定义没有一般的算法。在对于 HRV 信号进行复杂度分析的过程中，我们通常采用的是 Lempel 和 Ziv 提出的算法，简单描述如下：（具体算法参考文献^[42, 43]）

- 1) 首先将已知序列 $\{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ 重构，令大于数列平均值的 x_i 为“1”，令小于平均值的 x_i 为“0”，得到一个“0, 1”序列。
- 2) 对上面所得到的“0, 1”序列，依次检索其中的新字符串。新字符串需满足唯一性和连续性，并且用一个“•”将前后分开。
- 3) 计算得到了一个用“•”分成段的字符串的数目，定义为复杂度 $C(n)$ 。

根据 Lempel 和 Ziv 的研究，对几乎所有属于 $[0, 1]$ 区间的 x 对应的二进制分解所表示的序列都会趋向于一个定值：

$$\lim_{n \rightarrow \infty} c(n) = b(n) = \frac{\log_2 n}{n} \quad (6-6)$$

所以 $b(n)$ 是随机序列的渐进行为。可以用 $b(n)$ 归一化 $c(n)$ ，使 $c(n)$ 成为相对复杂度 $C(n)$ ：

$$C(n) = \frac{c(n)}{b(n)} \quad (6-7)$$

根据这一算法可以看出，完全随机的序列，复杂度是 1，而有规律的周期运动其复杂度则趋向于 0。由此可见，复杂度越接近于 1，则说明其相应的时间序列越复杂；反之，越规则。HRV 序列的复杂度，反应了 ECG 序列的信息量的大小，表现了心脏受交感神经和迷走神经相互调节的有序程度。目前复杂度研究广泛应用在心电和脑电实验中，而在实际临床上的应用还不多见。

(10) Lyapunov 指数

Lyaponov 指数(Lyaponov exponents, LE)衡量 HRV 信号在相空间周围收敛和发散程度的一个指标。如果一个序列是随机的, 那么至少可以找到一个大于 0 的 Lyaponov 指数。LE 的定义为:

$$\lambda_1 = \frac{1}{\tau} \lg |m_1(\tau)| \quad (6-8)$$

$m_1(\tau)$ 是 HRV 序列的特征值, τ 是时间延迟。Lyaponov 指数在 HRV 分析中的应用, 参考文献^[44]。HRV 序列的 Lyaponov 指数反应了心率变异时间序列的混沌特性。

(11) Hurst 指数

由 $\{u(n)\}$ 来表示 R-R 间期数据和趋势线间的偏差, 对一个给定的 n , 计算连续平均值 $\bar{u}(n)$ 和对平均值的累计偏差 $X(l, n), l=1, 2 \cdots n$:

$$\bar{u}(n) = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n u(k) \quad (6-9)$$

$$X(l, n) = \sum_{k=1}^l [u(k) - \bar{u}(n)] \quad (6-10)$$

范围 $R(n)$ 定义为在 X 的最小值和最大值之间的距离:

$$R(n) = \max_l X(l, n) - \min_l X(l, n) \quad (6-11)$$

重调范围(R/S)由 $R(n)$ 除以标准差 $S(n)$ 获得:

$$S(n) = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{k=1}^n [u(k) - \bar{u}(n)]^2} \quad (6-12)$$

R/S 被认为与盒大小 n 呈幂律关系:

$R(n)/S(n) \sim n^H$, 式中 H 是 Hurst 指数。分形维 D 和 H 之间的关系是:

$D=2-H$ 。时间序列可以分成三个不同的种类: $H<0.5$, $H=0.5$ 和 $H>0.5$ 。 $H=0.5$ 的情况对应于随机或非相关数据; $H>0.5$ 的情况表明数据是持续稳固的, 并且具有长时相关特性, 或者说在所有的的时间尺度都存在“记忆”效应, 当 H 接近 1.0 时, 稳固强度增加; $H<0.5$ 的时间序列是反持续的, 这意味着时间序列数据是负相关的。对于进行物理活动中的身体活动过程, Hurst 指数一般 $H>0.5$, 并且对于健康个体来说是增加的; 相反地, 对于稳定的心绞痛个体来说它是下降的。

6.3 HRV 研究展望

心脏电活动过程的非线性分析是一个吸引人的研究领域,为国内外研究的前沿课题。尤其近 20 多年来,科研工作者在该领域中做了不少深入的工作。尽管目前 HRV 分析已经克服了经典时域分析、频域分析的不足,逐步发展到了时频分析、非线性分析,但由于这些研究工作还比较初步,要把 HRV 作为临床疾病的诊断标准,还有很多工作要做。

对 HRV 的非线性分析,首先要注重对现有传统算法的深化和扩展,包括计算方法和计算速度的研究^[45]。其次特别要发展一些适用于短时数据且计算量小,并对生理和病理状态较为敏感的非线性特征参数及其估计算法,切实优化并应用到 HRV 分析中来,从而获取更有效的 HRV 特征,以用于临床诊断及生理系统的动态过程研究。考虑把各种 HRV 信号特征应用到大量病例中,对 HRV 分析算法进行检验,同时,利用模式识别及神经网络技术找出 HRV 分析结果和各种疾病的相关性,形成一定的标准并应用于临床,也是 HRV 分析中一个值得发展的方面。此外,构造一个较好的并能反映 HRV 生理意义的动力学模型将成为一个研究方向,以便进一步解释 HRV 机理,为 HRV 分析提供方法学依据的同时,促使真正适合 HRV 分析的新方法出现。

参考文献

- [1] 黄大显, 现代心电图学[M], 北京: 人民军医出版社, 1997..
- [2] 王永权, 心电图解疑图谱, 沈阳: 辽宁科学技术出版社, 1999。
- [3] 张开滋、刘海祥、吴杰, 心电信息学, 北京科学技术文献出版, 1998。
- [4] Lehner RJ, Rangayyan RM. A three-channel microcomputer system for segmentation and characterization of the phonocardiogram[J] . IEEE Trans on Biomedical Engineering, 1987,34(6): 485-489.
- [5] Groch MW, Domnanovich JR, Erwin WD. A new heart sounds gating devices for medical imaging[J]. IEEE Trans On Biomedical Engineering, 1992,39:307-310.
- [6] 谢晓亮、李觉、胡大一, 脉搏波传导速度测定方法及临床意义[J], 中国心血管病研究杂志, 2007, 6。
- [7] 杜晓兰, 张永军等.基于光电传感器的多段脉搏波传播速度坚持系统的研制[J], 中国组织工程研究与临床康复, 2007。
- [8] Heart rate variability standards of measurement ,physiological interpretation,and clinical use.European Heart Hournal 1996,17:354~381.
- [9] Hon EH, Lee ST. Electronic evaluation of the fetal heart rate patterns preceeding fetal death :further observations[J]. Am J Obstet Gynecol,1965,87:814-826.
- [10] Sayers BM. Analysis of heart rate variability[J]. Ergonomics,1973,16:17-32.
- [11] Ewing DJ, Martin CN, Young RJ, et al. The value of cardiovasular autonomic function tests: 10 years' experience in diabetes[J]. Diabetes Care. 1985,8: 491-498.
- [12] Wolf MM, Varigos GA, Hunt D, et al. Sinus arrhythmia in acute myocardial infarction[J].

Med J Aust. 1978, 2: 52-53.

- [13] Akselrod S, Gordon D, Ubel FA. Power spectrum analysis of heart fluctuation:a quantitative probe of beat to beat cardiovascular control[J]. Science,1981,213:220-222.
- [14] 贾中云,小波变换及其数字图像处理的应用,杭州师范学院学报(自然科学版),2003,2(52): 60-63, 75。
- [15] 杨福生,小波变换的工程分析与应用,北京:科学出版社,1999。
- [16] 张刚武、杨东,实用心电图学图谱[M],济南:山东科学技术出版社,2003。
- [17] 郭鸿继,心电学进展[M],北京:北京医科大学出版社,2002。
- [18] 闰润强、詹永麒、胡伟国、张永红,12 导联同步心电信号自动检测技术的研究[J],中国医疗器械杂志,2002, 26 (2)。
- [19] 胡昌华、李国华、刘涛、周志杰, Matlab 6.x 的系统分析与设计——小波分析。
- [20] 胡广书,数字信号处理—理论、算法与实现[M],北京:清华大学出版社,2003.335-340。
- [21] Ergun E. Electrocardiogram signals de-noising using lifting-based discrete wavelet transform [J]. Computers in Biology and Medicine,2004,34:479-493.
- [22] 宁新宝等,12 导同步心电图波形检测与识别的研究,中国科技论文,2004.210093.
- [23] 邱庆军、蒋景英、虞启链,QRS 波检测方法的回顾与新进展,北方工业大学学报,2003。
- [24] 谢松诚,一种新的按句法规则心电信号分析方法的研究,医疗设备信息,1998。
- [25] 彭玉华,小波变换与工程应用[M],北京:科学出版社,1999。
- [26] 张荃方等,心律变异性的临床意义,青岛大学医学院附属医院,2006.15-06-0422-01。
- [27] 王智多、于金秋、莫洪敏、赵炳霞., 心率变异性指标在心血管疾病中的应用[J],人民军医,2006, 49(2):119。
- [28] 宋喜国、邓亲恺,MIT-BIH 心律失常数据库的识读及应用,中国医学物理学杂志 2004。

- [29] 杨福生、高上凯, 生物医学信号处理[M], 北京: 高等教育出版社, 1989。
- [30] Task Force of the European Society of Cardiology and the North American Society of Pacing and Electrophysiology. Heart rate variability: standards of measurement, physiological interpretation, and clinical use[J]. Circulation. 1996, 93:1043-1065.
- [31] 廖旺才、胡广书、杨福生., 心率变异性的非线性动力学分析及其应用[J], 中国生物医学工程学报, 1996, 15(3):193-200。
- [32] Press WH, Rybicki GB. Fast algorithm for aperiodic analysis of unevenly sampled data[J]. Astrophysical J, 1989, 338:277-280.
- [33] 胡广书, 数字信号处理理论、算法与实现, 清华大学出版社。
- [34] D J Trudnowski, J M Johnson, J F Hauer. Making Prony analysis more accurate using multiple signals[J]. IEEE Trans on PS, 1999 14 (1).
- [35] Efficient solution for frequency band decomposition problem using wavelet packet in HRV, Suleyman Bilgin, et al, Digital Signal Processing 18(2008)892-899.
- [36] Ritzenberg AL, Adam DR, and Cohen RJ. Period multiplying-evidence for nonlinear behaviour of the canine heart[J]. Nature, 1984, 307:159-161.
- [37] Goldberger AL, Bhargava V, West BJ, et al. On a mechanism of cardiac electrical stability: The fractal hypothesis[J]. Biophys J, 1985, 48: 525-528.
- [38] Goldberger AL. Fractal mechanisms in the electrophysiology of heart[C]. IEEE Eng Med Biol Mag, 1992, 11(2): 47-52.
- [39] D'Addio G, Acanfora D, Pinna G, et al. Reproducibility of short- and long-term Poincaré plot parameters compared with frequency-domain HRV indexes in congestive heart failure[C]. Computers in Cardiology, 1998, 381-384.

- [40] Yamamoto Y, Hughson RL. Coarse2graining spectral analysis :new method for studying heart rate variability[J]. J Appl Physiol, 1991,71(3):1143-1150.
- [41] Tkacz EJ , Kostka P. An application of wavelet neural network for classification of patients with coronary artery disease based on HRV analysis[J]. Engineering in Medicine and Biology Society. 2000 ,2(2):1391-1393.
- [42] 孙京霞、白延强, 心率变异分析方法的研究进展[J], 航天医学与医学工程, 2001, 14(3): 230—234。
- [43] 古华光、任维、刘钢等, 近似熵及在心率变异分析中的应用[J]., 航天医学与医学工程, 2000, 13(6): 417-421。
- [44] Remzi SEKER. Validity test for a set of nonlinear measures for short data length with reference to short2term heart rate variability signal[J]. Journal of Systems Integration, 2000,10(3):41-53.
- [45] 宁新宝、卞春华、王俊、陈颖., 心脏电活动过程的非线性分析[J]., 科学通报, 2006, 51(7): 64-771。
- [46] 张贤达, 现代信号处理 (第二版), 清华大学出版社, P122-124。
- [47] 张明友等, 近代信号处理理论与方法, 国防工业出版社。
- [48] Task Force of the European Society of Cardiology and the North American Society of Pacing and Electrophysiology. Heart rate variability: standards of measurement, physiological interpretation, and clinical use[J]. Circulation. 1996, 93:1043-1065.
- [49] Goldberger AL, Rigney DR, West BJ. Choas and fractals in human physiology[J]. Science American.1990, 262(2): 42-49.
- [50] Jiri BILA ,David UL ICNY. Analysis of chaotic signals :Nonlinear methods versus neural

networks[C]. International Carpathian Control Conference ICC,2002.

- [51] Schepers HE , Von Beek J HGM , Bassingthwaite JB. Four methods to estimate the fractal dimension form selfaffine signals[J]. IEEE Eng Med Biol,1992,11(6):57-64.
- [52] Marek M .Heart rate Variability:standards of measurement,physiological interpretation,and clinical use.[J].Circulation,1996,93:1043~1065.
- [53] KobayashiM,Musha T.fluctuation of heart beat period [J].IEEE Trans Biomed Eng,1982,29,(6):456~457.
- [54] Pola S, Macerata A,Emdin M,et al Estimation of the power Spectral density in nonstationary cardiovascular time Series:assessing the role of the time frequency representations(TFR)[J] IEEE Transaction on Biomedical Engineering ,1996,43(1):46~58.
- [55] 胡广书等, 心率变异性的非线性动力学分析及其应用[J], 中国生物医学工程学报, 1996, 15 (3) 193201。

致谢

本论文是在导师刘常春教授的悉心指导下完成的。在课题的完成过程中，我不但学到了很多专业知识，同时，刘老师严谨的治学态度和工作作风也给我留下了深刻印象，这将使我在今后的学习和工作中受益匪浅。在此，向关心和培养我的尊师表示最诚挚的谢意。

感谢师兄朱其刚、刘澄玉、孙欣，感谢王新沛师姐，感谢李丽萍、付立悦、刘应新，感谢实验室的师妹师弟们，在课题的完成过程中，实验室的所有成员给了我无私的帮助，才使我顺利完成了课题的研究和论文的撰写。

还要感谢我的父母、朋友，我的每一点进步都离不开他们的关心和支持。

感谢国家 863 计划对本课题的支持，感谢山东大学对生物医学工程专业的支持，感谢控制科学与工程学院对我的培养。

谢谢你们！

硕士期间参加的项目

1. 国家 863 项目：心血管系统功能状态监测技术与装置