

重庆大学

硕士学位论文

基于时频分析的心率变异性研究

姓名：卢山

申请学位级别：硕士

专业：电气工程

指导教师：杨浩

20041013

摘 要

心率变异性分析已成为无创检测心脏自主神经调节功能的一种重要手段。心率变异性是指连续心跳间瞬时心率的微小涨落或逐拍心动周期之间的微小差异。它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的紧张性、均衡性及对心血管活动的影响。临床医学还证明,心率变异性研究不仅对心血管疾病的早期诊断、病中监护及预后评估有重要意义,而且对体育活动及其它特种环境下心脏功能的定量评估也有参考价值。

心率波动的原因非常复杂,众多因素对交感和迷走神经的作用都会引起心率的变化。因此,心率变异性信号所包含的频率成分不可能是一成不变的,而是时变的,即心率变异性信号是非平稳信号。这为本文运用时频分析理论来研究心率变异性,并快速有效地提取其时频特征参数,探索这些参数与心血管疾病之间的关系提供了可能。

本文以时频联合分析为理论基础,在广泛游猎了国内外有关心率变异性的研究现状和分析方法之后,对适合心率变异性分析的时频分析方法做出了详细的讨论、研究与创新。本文工作与结论主要包括以下几方面内容。

(1) 深入研究和对比分析了心率变异性的时域和频域分析方法,对这两类方法提取的量化参数的计算和生理意义作了全面而深入的讨论。研究发现,这些方法都没有考虑心率变异性信号的非平稳性,相应的量化参数也只能反映心率变异性信号在整个记录过程中的整体特性,而不能反映记录过程中,由于各种调节因素的改变而使其表现出的局部性、暂时性特征。

(2) 仔细研究了心率变异性信号的提取和预处理方法,从原始心电信号出发,经 QRS 波逐个识别,去除非窦性 QRS 波后提取出 RR 间期信号。信号预处理通常是后续分析的基础,也是关键,不同的预处理通常会产生不同的分析结果。在心电信号预处理中,本文采用了基于自适应信号处理的工频干扰和基线漂移消除方法;在 QRS 波识别时,采用了基于幅度和一阶导数的检测方法;最后对提取出的 RR 间期序列进行 3 次样条插值后再均匀重采样。

(3) 针对均匀重采样的心率变异性信号,本文提出了基于小波变换和谱图的两类时频分析方法。其中,基于小波变换的方法不但能获得传统的频域量化参数,而且能得到这些参数随时间变化的动态值,称为短时功率和短时 LF/HF 比,在药物实验中,这些动态参数能实时跟踪自主神经活动的平衡情况及其对心率的调节作用,这是本文的创新之处;此外,基于小波变换和独立量分析的心率变异性信号分解也是本文的新意所在,这种分解是建立在心率变异性受神经系统(交感和迷

走神经)和非神经系统因素共同调节的生理基础之上。最后,本文采用基于谱图的时频特征参数提取方法,对 120 例数据(其中 20 例正常人,40 例冠心病患者和 60 例血压患者)进行了计算,经单因素方差分析,发现其中的 4 种时频特征参数能灵敏地反映出不同病理情况下的心率变异性信号的时频特性。

通过本文的研究,说明运用时频分析方法能够更好地动态跟踪自主神经活动对心率变异性的影响,而基于独立量分解的方法可以验证调节心率变异性的生理机制。同时,本文也得到了对不同病理状态反映比较灵敏的时频定量指标,可以为心率变异性的临床诊断提供有益的帮助。

关键词: 心率变异性, 自主神经系统, 时频联合分析, 小波变换, 谱图

ABSTRACT

The analysis of heart rate variability (HRV) has become an important tool for non-invasively detecting the cardiovascular modulation of autonomic nervous system. HRV refers to the tiny fluctuations of instantaneous heart rate between consecutive beats or the minor differences of the successive cardiac cycles. It contains a lot of information concerning the cardiovascular regulation, while extracting and analyzing of the information of HRV can offer a quantitative evaluation of the tenseness and the balance of the sympathetic and the vagus nerve activities and their effect on cardiovascular motion. Clinical medicine has given the evidence that investigating HRV has an important meaning not only for the early diagnosing cardiovascular diseases, monitoring during convalescence and evaluating after recuperation, but also for the quantitatively valuing the cardiac functions during physical exercises or in other special environments.

The reasons of fluctuations of heart rate are complicated. The influence of sympathetic and parasympathetic nerve caused by various factors can all lead to its oscillations. Hence, the frequency components contained in HRV are never invariable, but time-variant. In other words, the signal of HRV is a nonstationary signal, which offers the possibility to apply the theory of joint time-frequency analysis to deal with HRV, extract its time-frequency characteristic parameters and explore the relation between these indices and various cardiovascular diseases.

After reviewing the current analysis methods of HRV in home and abroad, the joint time-frequency methods which are suitable to study HRV are discussed, investigated and developed in the thesis, and their theoretical background is joint time-frequency analysis. The main works and conclusions of the thesis are as follows.

(1) Investigation and comparison of the traditional methods of HRV in time-domain and frequency-domain analysis are made, and their corresponding quantitative parameters and psychological meanings are also discussed. A deeper understanding of the nature of the methods has shown that the nonstationarity of HRV is not taken into account in them, and furthermore the parameters can only describe the total properties of HRV throughout the whole recording, but not reflect the local and transient episodes due to the changes of HRV caused by various factors during the recording.

(2) Detecting the heart rate and its fluctuations is carried out before analysis. The

basic procedure is described below. First an electrocardiogram (ECG) is measured and filtered, and then the RR interval time series are exported by detecting the QRS complex and eliminating the non-sinus rhythm. The preprocessing of the raw data is the basic, even the key point of signal analyzing, because minor differences in this procedure can lead to disparate results. During ECG noise reducing, the technique of adaptive signal processing is employed to remove the power interference and base wander. The algorithms of QRS complex detecting is based on amplitude and first derivative of ECG. The RR interval series is interpolated by cubic spline before being evenly resampled.

(3) The time-frequency methodological approaches to deal with the uniformly resampled HRV signal, mainly based on wavelet transform and spectrogram, are presented. The innovative point of the method based on wavelet transform not only can obtain the traditional quantitative parameters, but also can calculate their dynamic value varying with time, called short-time power and short-time LF/HF ratio, which can trace the sympatho-vagal balance and their modulation of heart rate during the drag injection. Decomposing HRV based on wavelet transform and independent component analysis is also the brilliant aspect in the context. The psychological background of this decomposition is that HRV is modulated by the factors of nervous system (sympathetic and parasympathetic parts) and non-nervous system. Finally, 120 HRV data (including 20 normal subjects, 40 patients of coronary heart disease and 60 hypertensive patients) are quantified by employing their spectrograms. The results of the one-way analysis of variance reveal that 4 time-frequency parameters are sensitive to the time-frequency characteristics of HRV under various pathological conditions.

In conclusion, the neural regulation of the heart can be traced dynamically by joint time-frequency analysis methods more effectively than the usual, while the decomposition based on independent component analysis maybe finds the hidden psychological mechanisms of HRV. Meanwhile, the thesis obtains the quantitative time-frequency indices which can reflect the differences of the healthy subjects and the patients of cardiac diseases and are expected to offer beneficial help for diagnosing HRV in clinical.

Keywords: heart rate variability (HRV), autonomic nervous system,
joint time-frequency analysis, wavelet transform, spectrogram

1 绪 论

从 1903 年 Einthoven 发明弦线式电流计(String Galvanometer)并记录下人体心脏电流图至今,临床心电图学已经走过了百年历史。在这一个多世纪的时间里,心电信号分析处理技术取得了长足的进步,不仅常规心电图检测技术本身不断改进、完善,而且从体表心电图衍化、派生出来研究心脏电信号的各种检测方法竞相问世。特别是近 20 年来,生物医学信号处理技术的迅猛发展及现代电子科技的不断进步,极大地促进了心电信息研究向纵深方向发展。心电信号的研究已由对常规心电图的自动分析发展到体表多导心电图的描述及由它逆向求解心肌动作电位激发波前,以及心电图中心电势(如希氏束图、心室晚电位(Ventricular Late Potential, VLP)、高频电位等)的分析。近年来,心率变异性(Heart Rate Variability, HRV)成为心电信号处理中的又一前沿研究热点^[1-5]。

1.1 心率变异性的生理基础

1.1.1 心率和心率变异性

心率(Heart Rate)即心脏收缩的频率,指单位时间内心脏搏动的次数,单位为跳/分(beats/min, bpm)。它是心脏做功的一个重要决定性因素,也是心排量增加的重要机制之一。正常窦性心率起源于窦房结,频率 60~100bpm。窦房结冲动经正常房室传导系统依次下传至心房、房室结,房室束、双侧束支及心室,最后引起房室的激动,传导时间比较恒定(成人 0.12~0.21s)。心率与性别,年龄、病理因素及所处状态均有关。它随年龄增长而减慢,儿童 110~120bpm,成人 60~100bpm,而老年人可慢至 55~75bpm;随着运动加剧而升高,最高有效心率约为安静时的 2.5 倍(180bpm)。

心率变异性(Heart Rate Variability, HRV)是指连续心跳间瞬时心率(Instantaneous Heart Rates)的微小差异,也指逐次心搏间期——RR 间期的微小涨落^[1,4]。在静息状态下,正常人的心率并非恒定,而是起伏的。心率变异性过小反而是生理病态的表现。这一现象是和经典的体内平衡理论^[6]相悖的——后者认为,在正常稳定状态下心血管系统和其它许多生理系统一样是衡稳的,只有在外部条件影响下心率才会发生变化。事实上心率受体内诸多因素影响,包括脑的高级神经活动、中枢神经系统的自发性节律活动、呼吸活动以及压力、化学传感器导入的心血管反射活动等,这些因素的影响最终通过交感神经(Sympathetic Nerves)和副交感神经(Parasympathetic Nerves),也称为迷走神经(Vagus Nerves)的调制作用表现出来。迷走神经对心率的作用是通过其释放的乙酰胆碱产生的^[7-9],它导致心率减慢、

传导阻滞等抑制性效应；交感神经对心率的影响是由其释放肾上腺素和去甲肾上腺素产生的^[7-9]。由此可见，HRV 反映了窦性心率不齐的程度，它的产生主要是由于神经、体液因素对心血管系统精细调节的结果，体现了神经、体液因素与窦房结调节相互作用的平衡关系以及神经、体液的变化程度。

1.1.2 自主神经对心率的调节

自主神经(Autonomic Nerves)又叫植物神经(Vegetative Nerve)是由一对交感神经和迷走神经，也叫副交感神经组成。人体的固有心率(Intrinsic Heart Rate, IHR)即不受神经、体液影响时的心率约为 100~120bpm。在体内环境下，迷走神经兴奋使心率减慢，而交感神经兴奋使之加快，如图 1.1 所示。瞬间所表现的心率是正负两种作用的净效应。在静息条件下，迷走神经及交感神经均参与对心率的调节，而以迷走神经作用占优势，因此安静时的心率较固有心率慢。临床研究发现安装有心脏起搏器的患者 HRV 完全消失，表现为心率完全脱离了自主神经系统(Autonomic Nervous System, ANS)与体液调节^[7]。从解剖学上看交感神经和迷走神经不仅有传出纤维进入心脏，同时还 Intrinsic Heart Rate 纤维构成多种反射环路。

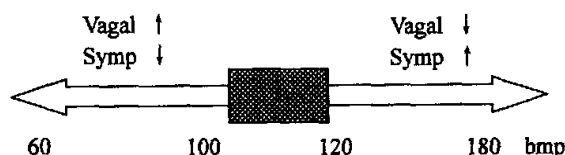


图 1.1 心率振荡与自主神经活动的关系

Fig 1.1 Relation between heart rate fluctuations and autonomic nervous activities

① 迷走效应^[4,7]

迷走神经支配窦房结、房室交界区和心房肌。刺激迷走神经可使心率减慢，并使房室结的传导减慢。高强度的迷走刺激可导致完全性房室传导阻滞。窦房结对迷走刺激的反映时限很短，单个迷走刺激脉冲的最大效应出现在刺激后 400ms 之内。人体迷走神经受刺激时，在第一次或第二次心跳时即出现高峰反应，停止刺激后反应的恢复略慢，但也在 5s 之内。这是 HRV 频域分析中，高频部分代表迷走神经张力的生理基础。

② 交感效应^[4,7]

交感神经节后纤维支配整个心脏，包括窦房结、房室交界区、心房肌及心室肌。刺激交感神经心率加快及肌肉收缩力增强，同时脉冲传导速度加快，传导时间缩短。与迷走神经效应不同，刺激交感神经后，其效延迟约 5s，此后心率逐渐增加达到稳态持续 20s~30s，这显然有别于迷走效应，因此在 HRV 的频域分析中其功率处于低频段。

③ 交感与迷走相互作用^[4,7-9]

在大多数情况下,自主神经的两个部分均处于兴奋状态,其效应对抗后达到平衡,反应在心率上为其净效应。在安静状态下,显然是迷走神经的影响为主,而随着运动负荷的增加,迷走的活性降低而交感的兴奋性增加。虽然心率同时受交感、迷走神经的影响,但不能用简单的相加或相减的方法来计算两者的作用大小。交感、迷走共同作用等同于各自作用的代数和,但这仅限于用 RR 间期的变化作为指标,而不是以心率变化作为指标^[7-9]。

综上所述,HRV 反映了人体内、外环境对心血管系统的扰动以及心血管系统通过自主神经及体液调节对这种扰动的反应。因此,HRV 信号中蕴含了有关心血管调节的大量信息。对这些信息的提取和处理可以定量评价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,从而加深对心脏自主神经调节机理的了解。

1.2 心率变异性研究与时频分析方法的国内外研究现状

1.2.1 HRV 临床应用和分析方法的发展状况

早在 1733 年 Hales 定量测定动脉血压时,就发现了动脉血压、呼吸周期和心率变化有明显的相关性。1903 年心电图开始用于临床后就有了窦性心率不齐的诊断,并认识到这种窦性心率不齐与呼吸有关。这些都是对 HRV 最肤浅的认识。直到 1935 年 Samaan 进行了动物实验,切除迷走神经后,心率的变异即趋消失,才证明了 HRV 与迷走神经之间的密切关系。然而,对 HRV 临床价值的认识始于 20 世纪 60 年代,1965 年 Hon 和 Lee^[10]在产程监测中观察到,胎儿心率变化减小时提示胎儿宫内窘迫,需要进行剖腹手术。其后,Sayers 等^[11]研究了精神负荷对 RR 间期变异的作用,Ewing 等^[12]通过测量不同的 RR 间期来检测糖尿病患者的自主神经受损情况,1977 年 Wolf 等^[13]首先发现了 HRV 降低与急性心肌梗塞(Acute Myocardial Infarction, AMI)后的死亡率有联系。1981 年 Akselrod 等^[14]使用功率谱分析方法来定量评价逐次心跳间的心血管控制情况。

80 年代初,HRV 主要用于劳动工效学中对体力负荷和神经负荷的评价研究,到 80 年代末,HRV 开始在临床医学上受到重视,并被认为是预测急性心肌梗塞后患者发生心脏猝死和恶性心率失常危险的重要独立指标。90 年代以来,国内有了较多心脏植物神经活性评定的报道^[4-5,7-9,15-16]。经过数十年的研究,HRV 在临床上已经达成如下共识:首先,HRV 分析是评价自主神经活动性的一项无创、定量、简便易行的方法^[1-5],其次,HRV 与心血管各种疾病的发病原因、死亡率之间存在强烈的相关性^[7-9,17-18],HRV 降低所代表的自主神经活动性的异常与发生心脏事件(心血管事件)危险性的增高、心源性猝死和总体死亡率的增加之间存在密切关系。

HRV 分析目前采用的方法主要有时域分析法^[1,5,19],它是应用数理统计指标对 HRV 作时域测量,包括简单法和统计学方法;频域分析法或频谱分析法^[1,5,16,19-22],原理是将随机变化的 RR 间期或瞬时心率信号分解为多种不同能量的频域成分进行分析,它可以同时评估心脏交感和迷走神经的活动水平。在这两种经典分析方法中,根据心电记录的时间长短又分为短程分析(心电记录时间为 5m)和长程分析(心电记录时间为 24h)。短程分析比较容易控制实验条件,成本较低,便于多次实验,主要不足是获得的信息往往不够全面,且不易获得 HRV 的动态信息。长程分析虽然能获得更多的 HRV 信息,但是实验过程中的条件较难控制,导致实验结果的对比性受到很大影响。这两种方法计算简单,量化参数生理意义明确,在临床上已经获得了广泛的应用。然而,以上两种方法均是线性分析方法,且后者是以信号平稳为前提的,这与生物医学信号的非线性,非平稳特性是相悖的^[23]。近 20 年来,人们一直在不断寻求新的分析方法来研究 HRV 信号,试图更全面地了解其本质。随着现代数字信号处理技术朝着非平稳(Non-stationary)^[24-28]、非线性(Non-linear)^[29-30]、非高斯(Non-Gaussian)^[25-26,31]方向发展,这些新方法也应运而生,其中主要包括 HRV 的非线性分析方法^[32-35]和时频分析法^[36-46]。本文着重用时频分析的方法来研究 HRV 信号。

1.2.2 时频分析的发展概况

传统的信号分析是建立在傅里叶变换(Fourier Transform, FT)的基础之上。由于傅里叶分析使用的是一种全局变换,要么完全在时域,要么完全在频域,因此它无法描述信号在时频局域上的特性,而这种时频局域性恰恰是非平稳信号最根本和最关键的性质。对于生物医学信号,由于受试者生理、病理和所处环境等因素的影响,信号通常表现出非平稳时频特性。因此,传统的傅里叶变换在分析生物医学信号中所存在的欠缺是明显的。时频分析的思想肇始于本世纪四十年代,1946 年, D. Gabor 提出的 Gabor 变换^[47],为此后在时间和频率联合域内分析信号奠定了理论基础。为了更好地理解语音信号, R. K. Potter 等^[48]在 1947 首次提出了一种实用的时频分析方法——短时傅里叶变换(Short Time Fourier Transform, STFT),并将其绝对值的平方称为“声音频谱图”,此即为后来者所称道的谱图(Spectrogram)。1948 年, J. Ville^[49]将 E. P. Wigner 在 1932 年提出的 Wigner 分布^[50]引入到信号处理领域。嗣后渐有学者起而效尤,提出了众多新型的时频分布。

现有的时频分布可以归为以下几类:(1)线性时频表示;(2)Cohen 类双线性时频分布;(3)仿射类双线性时频分布;(4)重排类双线性时频分布;(5)自适应核函数类时频分布以及(6)参数化时频分布。本文着重研究基于线性时频和 Cohen 类二次时频的 HRV 分析方法。

① 短时 Fourier 变换^[24-25,27-28,52-55]和 Gabor 展开^[24-25,27-28,52,54-56]

短时傅里叶变换是傅里叶变换的自然推广,在一定程度上克服了后者的缺陷。它是用时间窗内的一段信号的傅里叶变换来表示原信号在滑动窗中心处的频谱特性,从而在时频平面 (t, f) 上表征非平稳信号。而 Gabor 展开是通过信号的时间平移和频率调制形式建立信号的联合时间与频率函数,然后对时频平面进行采样划分,将时频平面 (t, f) 转换成另外两个离散时频网格参数 (m, n) 的平面。它们都依赖于被分析信号的线性特性,在时域和频域同时具有时频局域性,并且物理意义明确,计算简洁有效,是最早采用的一类时频分析方法。

② 小波变换(Wavelet Transform, WT)^[24-25,27-28,51,57-62]

小波变换是 80 年代后期发展起来的应用数学分支,它的出现来自两方面的动力:数学上的进展和工程问题的提出及解决。它实际上是一种时间-尺度分布,具有多分辨率分析(Multi-Resolution Analysis, MRA)的特点,在时间和频率两个域都具有表征信号局部特征的能力。它也是一种时频窗口面积固定不变但形状可改变的时频局部化分析方法,即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,这一特点正好符合人们对信号做实际分析的要求。

小波分析的研究较早,但在 80 年代才真正掀起小波热。小波分析方法的提出可以追溯到二十世纪初,1910 年 Harr 提出的小波规范正交基。这是最早的小波基,尽管当时还没有出现“小波”这个词。1936 年 Littlewood 和 Paley 对 Fourier 级数建立了二进制频率分量分组理论:对频率按 2^j 进行划分,其 Fourier 变换的相位变化并不影响函数的大小,这是多尺度分析思想的最初来源。其后,Calderon、Zygmund、Stern 和 Weiss 等人将 L-P 理论推广到高维,并且建立了奇异积分算子理论。1974 年,Coifman 对一维 H^p 空间和高维 H^p 空间给出了原子分解。1975 年 Calderon 用他提出的再生公式给出了抛物型空间上 H^1 的原子分解,这一公式后来成为许多函数分解的出发点,它的离散形式已接近小波展开。1981 年 Stromberg 对 Harr 系进行了改进,证明了小波函数的存在性。1982 年 Battle 在构造量子场论中使用了类似 Calderon 再生公式的展开。1984 年法国地球物理学家 Morlet 在分析地震波的局部性质时,发现传统的傅里叶变换难以达到要求,他首先基于群论提出了小波分析这一概念^[63,64],Morlet 提出的是形状不变的小波(Wavelet of Constant Shape),这与信号分析中的加窗 Fourier 变换相区别,后者不具有形状不变性。Morlet 的小波方法在数值分析上所取得的成功不仅激发了他本人对小波分析的深入研究,也大大鼓舞了物理学家 Grossman,于是他们携手共同研究小波理论^[65]。1985 年,法国大数学家 Meyer 首次创造性地构造出具有一定衰减性的光滑函数 $\Psi(t)$,其二进伸缩与平移构成 $L^2(R)$ 空间的规范正交基,后来被称为 Meyer 基^[66]。继 Meyer 之后,Lemarie 和 Battle 又分别独立地给出了具有指数衰减的小波函数。1988 年,年青的

数学家 Daubechies 构造了具有紧支撑的光滑正交小波基——Daubechies 基^[67,68], 提出了构造正交小波基的一般方法。后来, 信号分析专家 Mallat 巧妙地将计算机视觉领域的多尺度分析思想引入到小波分析中小波函数的构造及信号按小波变换的分解及重构, 从而成功地统一了在此之前 Stromberg、Meyer、Lemarie 和 Battle 提出的具体小波函数的构造, 并研究了小波变换的离散化情形并将相应的算法即 Mallat 算法^[69,70]有效地应用于图象分解与重构中。Mallat 算法的作用和地位相当于 Fourier 分析中的 FFT, 它的提出宣告小波从理论研究走向广阔的应用研究。1988 年 Arneodo 及 Grasseau 等人将小波应用于混沌动力学及分形理论以研究湍流及分形生长现象。1990 年, 催锦泰等人构造了基于样条函数的所谓单正交小波, 并讨论了具有最好局部化性质的多尺度分析的生成函数及相应的小波函数。叠加变换由 P. Cassereau、H. Malvar、J. Princen 和 A. Bradley 独自发现, 几年后 R. Coifman 和 Meyer 重新发现了这个变换。他们发现小波包基很适合这样一种结构, 即在寻求一种更好的表示法时, 不同的分支能按所需的要求进行重组。这就产生了 Coifman、Meyer 和 M. Wickerhauser 提出的最佳基算法, 即小波包算法。

小波变换已经在生物医学信号处理中取得了非常广泛的应用^[71], 目前应用范围包括心电图(Electrocardiogram, ECG)^[72-73]、脑电(Electroencephalogram, EEG)^[74-75]、肌电(Electromyogram, EMG)^[76]、心音(Phonocardiogram, PCG)^[77]、心率变异性^[38,42,44]以及心室晚电位^[78]研究等方面。

③ Cohen 类二次时频分布(Quadratic Time-Frequency Distribution)^[57-62]

Wigner 于 1932 年首先提出了 Wigner 分布的概念^[50], 用于量子力学领域。在之后的一段时间内, 它并没有引起人们的重视。直到 1948 年, 首先由 Ville 把它应用于信号分析^[49]。因此, Wigner 分布又称 Wigner-Ville 分布, 简称为 WVD。1952 年, Page 提出了所谓的瞬时功率谱, 并构成了 Page 分布^[79], 1968 年, Rihaczek 从电路理论的概念出发, 定义了复的能量密度, 称之为 Rihaczek 分布^[80], 1973 年, DE. Bruijn 对 WVD 分布作了评述, 并给出了把 WVD 用于信号变换的新的数学基础^[81]。1980 年, Classen 在 Philips. J. Res. 上连续发表了三篇关于 WVD 的文章^[82-84], 对 WVD 的定义、性质等作了全面的讨论, 在信号处理与分析领域引起了人们对时频分布理论的广泛重视, 由此引发的研究高潮一直持续到今天。同时, 物理学家 Cohen 在 1966 年提出的广义分布形式, 给出了各种时频分布的统一表示形式^[85], 对时频分布研究的系统化起了重大作用。

1.3 本文的研究目的和研究内容

时频联合分析是研究非平稳信号强有力的工具, 特别适合处理像 HRV 这样频率成分随时间变化的生物医学信号。本文旨在利用时频分析方法对 HRV 信号进行

数学家 Daubechies 构造了具有紧支撑的光滑正交小波基——Daubechies 基^[67,68], 提出了构造正交小波基的一般方法。后来, 信号分析专家 Mallat 巧妙地将计算机视觉领域的多尺度分析思想引入到小波分析中小波函数的构造及信号按小波变换的分解及重构, 从而成功地统一了在此之前 Stromberg、Meyer、Lemarie 和 Battle 提出的具体小波函数的构造, 并研究了小波变换的离散化情形并将相应的算法即 Mallat 算法^[69,70]有效地应用于图象分解与重构中。Mallat 算法的作用和地位相当于 Fourier 分析中的 FFT, 它的提出宣告小波从理论研究走向广阔的应用研究。1988 年 Arneodo 及 Grasseau 等人将小波应用于混沌动力学及分形理论以研究湍流及分形生长现象。1990 年, 催锦泰等人构造了基于样条函数的所谓单正交小波, 并讨论了具有最好局部化性质的多尺度分析的生成函数及相应的小波函数。叠加变换由 P. Cassereau、H. Malvar、J. Princen 和 A. Bradley 独自发现, 几年后 R. Coifman 和 Meyer 重新发现了这个变换。他们发现小波包基很适合这样一种结构, 即在寻求一种更好的表示法时, 不同的分支能按所需的要求进行重组。这就产生了 Coifman、Meyer 和 M. Wickerhauser 提出的最佳基算法, 即小波包算法。

小波变换已经在生物医学信号处理中取得了非常广泛的应用^[71], 目前应用范围包括心电图(Electrocardiogram, ECG)^[72-73]、脑电(Electroencephalogram, EEG)^[74-75]、肌电(Electromyogram, EMG)^[76]、心音(Phonocardiogram, PCG)^[77]、心率变异性^[38,42,44]以及心室晚电位^[78]研究等方面。

③ Cohen 类二次时频分布(Quadratic Time-Frequency Distribution)^[57-62]

Wigner 于 1932 年首先提出了 Wigner 分布的概念^[50], 用于量子力学领域。在之后的一段时间内, 它并没有引起人们的重视。直到 1948 年, 首先由 Ville 把它应用于信号分析^[49]。因此, Wigner 分布又称 Wigner-Ville 分布, 简称为 WVD。1952 年, Page 提出了所谓的瞬时功率谱, 并构成了 Page 分布^[79], 1968 年, Rihaczek 从电路理论的概念出发, 定义了复的能量密度, 称之为 Rihaczek 分布^[80], 1973 年, DE. Bruijn 对 WVD 分布作了评述, 并给出了把 WVD 用于信号变换的新的数学基础^[81]。1980 年, Classen 在 Philips. J. Res. 上连续发表了三篇关于 WVD 的文章^[82-84], 对 WVD 的定义、性质等作了全面的讨论, 在信号处理与分析领域引起了人们对时频分布理论的广泛重视, 由此引发的研究高潮一直持续到今天。同时, 物理学家 Cohen 在 1966 年提出的广义分布形式, 给出了各种时频分布的统一表示形式^[85], 对时频分布研究的系统化起了重大作用。

1.3 本文的研究目的和研究内容

时频联合分析是研究非平稳信号强有力的工具, 特别适合处理像 HRV 这样频率成分随时间变化的生物医学信号。本文旨在利用时频分析方法对 HRV 信号进行频率成分随时间变化的生物医学信号。本文旨在利用时频分析方法对 HRV 信号进行

研究,提取经典方法(时域方法、频域方法)所不能提取的特征信息,协助医生了解不同病理条件下 HRV 的时频特征,为临床上对人体自主神经系统功能的评价、相关心血管疾病的诊断提供科学有效的参考性技术参数。

全文共分六章,其内容安排如下:

第一章 绪论,首先介绍了 HRV 的生理基础,特别是和自主神经的关系,回顾了临床上 HRV 应用的发展历史和研究方法。其次简要概述了时频分析方法,特别是线性时频表示和 Cohen 类二次时频分布的发展过程,指出了联合时频分析在 HRV 研究中的应用潜力。最后对本文要做的工作进行了介绍,并且给出了论文的结构框图。

第二章 深入研究了 HRV 信号现有的分析方法,包括时域分析法,频域分析法和非线性分析法,指出了各种分析方法的优缺点和适用场合,并对各种方法的量化指标和所反映的生理意义也作了详细的讨论。

第三章 系统地研究了时频分析的基本理论,包括线性时频表示(短时傅里叶变换、Gabor 变换和小波变换)和二次时频分布(Wigner 分布, Cohen 类时频分布)。为后面章节对 HRV 信号进行时频分析奠定了理论基础。

第四章 心电数据的采集、预处理和 HRV 信号的提取。在心电信号预处理中,采用了基于自适应信号处理的陷波器消除工频干扰和基线漂移,而高频肌电干扰的抑制是采用基于等纹波技术设计的低通滤波器,此外,应用中值滤波的方法滤除了原始心电中的脉冲干扰。QRS 复合波检测采用了基于信号幅度和一阶导数的方法,并对基于小波变换的检测方法也作了研究。最后对提取出的 RR 间期序列作 3 次样条插值后进行均匀重采样作为后续分析中使用的 HRV 信号。

第五章 主要应用基于小波变换和谱图的时频分析方法来提取 HRV 信号的动态时频特征。包括从正交小波分解出发的可代替传统频域分析的量化方法和与独立量分解相结合的 HRV 分解方法。前者能获得跟踪自主神经活动和平衡状态的动态指标,后者能验证 HRV 的生理调节机制。基于谱图的分析方法主要是从时频平面上计算时频分布的边缘和矩,提取时频特征参数。采用这种方法对 120 例样本数据进行了分析,其中包括 20 例正常人,40 例冠心病病人,60 例高血压患者,经单因素方差分析,其中 4 种参数能反映出不同病理情况下 HRV 信号的时频特征。

第六章 总结全文,指出文章的创新点和研究结果,并提出了后续展望。

2 心率变异性研究方法及评价

2.1 时域分析法

时域分析法(Time Domain Analysis Methods)也叫统计学分析法,为最早使用的方法,方法虽然简单,但却有重要的临床应用价值,至今仍受到广泛应用。它将每一次记录的 HRV 信号看作随机过程的一次实现,利用数理统计的方法对 HRV 信号做时域测量。该方法计算简单易实现,量化参数生理意义明确,目前文献上所见的时域分析法的指标甚多^[1,5,7-9],但总的来说,时域分析的各种指标都是用定量的方法描述心动周期(RR 间期)的直方图(Histogram,即 HRV 信号值的分布图)或 RR 间期差值的直方图的形状,计算 HRV 信号的均值、方差、极差(即最大减最小值)和变异系数(即最大值除以最小值)等。

2.1.1 RR 间期直方图和 RR 间期差值直方图

① RR 间期直方图

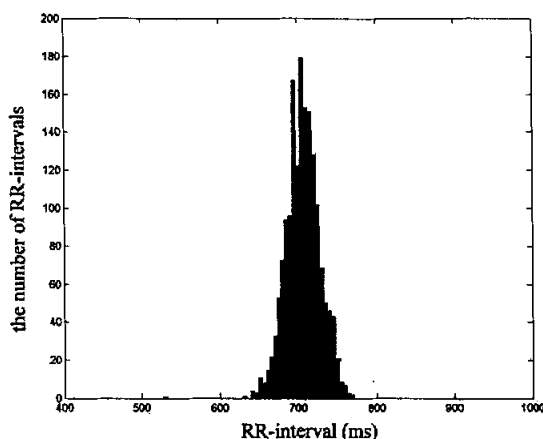


图 2.1 RR 间期直方图

Fig 2.1 RR-interval histogram

心电图的 RR 间期在心率失常时有较大差异,即使是在正常状态下,窦性心率也因人体活动及体液因素的影响而有一定波动。RR 间期直方图(如图 2.1)代表了心率变化的宏观情况,是一个人在一定的时间段内的 RR 间期长度分布的图解方式。RR 间期直方图的横坐标为 RR 间期值,纵坐标为特定间期范围内的 RR 间期数。分析心电图 RR 间期变化可提供许多心理、生理信息。直方图的形状可反映 HRV 大小,当 RR 间期直方图高而窄时,HRV 小;RR 间期直方图低而宽时,HRV 大。RR 间期直方图的基本形状可分为单峰、闭合双峰和开放双峰等形状。对于正常心

率的直方图，一般 RR 间期在 400~1000ms 之间心拍数的比例较大，峰值较突出，而严重的冠心病，尤其是心肌梗死，充血性心力衰竭等导致 HRV 降低时，RR 间期直方图高而窄，多呈单峰形状^[7-9]。与其相应的指标有：HRV 三角形指数、TINN、SDNN 等等。

② RR 间期差值直方图

RR 间期差值直方图是在相邻的窦性心搏的间期差值基础上统计出来的。RR 间期差值直方图的横坐标为两个相邻窦性心搏的 RR 间期差值，纵坐标为间期数。如果后一个周期比前一个周期长时，差值为正数；反之差值为负数。RR 间期差值直方图代表了相邻心搏 RR 间期的差异大小。与其相应的指标有：RMSSD、SDSD、NN50、pNN50 等。

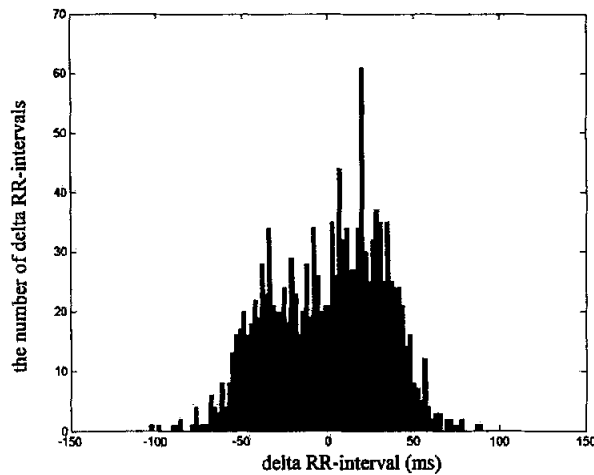


Fig 2.2 Delta RR-interval histogram

2.1.2 时域分析指标

根据心电记录持续时间的长短，HRV 的时域分析指标分为长程记录指标和短程记录指标^[1]。推荐使用的 HRV 时域检测指标有 4 项：即 SDNN、HRV 三角形指数(HRV Triangular Index)、SDANN 和 RMSSD。其中，SDNN 和 HRV 三角形指数用于评估心率总体变化的大小；SDANN 用于评估心率变化中的长期慢变化成份的大小；而 RMSSD 则反映心率变化中快变化成份的大小。除了上面四个推荐的时域指标外，在临床研究工作中下列时域指标也可以使用：SDNN Index、SDSD、NN50、pNN50、TINN。这些指标都是基于统计法和图解法提出的，它们的定义如表 2.1 所示。

表 2.1 HRV 时域分析指标

Table 2.1 Time-domain measures of HRV		
指标名称	单位	定义
SDNN	ms	标准差, 即全部窦性心搏 RR(NN)间期的标准差
SDANN	ms	将全部记录的 NN 间期, 按记录的时间顺序每 5 分钟为一个时间段, 连续地划分成若干段(如为 24 小时, 共 288 段), 计算每 5 分钟段内 NN 间期的平均值。
RMSSD	ms	全程相邻 NN 间期之差的均方根值
SDNN Index	ms	将全部记录的 NN 间期, 按记录的时间顺序, 以每 5 分钟为一个时间段, 连续地划分成若干个时间段, 计算每个时间段内 NN 间期的标准差, 再计算这些标准差的平均值。
SDSD	ms	全程相邻 NN 间期长度之差的标准差
NN50		在全程记录中相邻的 NN 间期之差大于 50ms 的个数
pNN50	%	NN50 除以整个 NN 间期的个数, 以百分比表示
HRV 三角形指数		NN 间期的总个数除以 NN 间期直方图的高度。在计算 NN 间期直方图时, 横坐标刻度间隔的标准为 7.8125ms(1/128s)。
TINN	ms	当使用最小方差的方法, 以三角形来近似地描述 NN 间期的直方图时, 所得到的近似三角形的底宽。
差异指数	ms	相邻 NN 间期差值的直方图中不同标高(如 100 和 1000)的宽度的差值
St. George 指数		NN 间期总数除以直方图中占比例最大的 NN 间期数乘以 2

2.1.3 时域分析时应注意的问题

时域分析方法计算简单, 医务人员也比较熟悉, 因此最早被用于临床。但是, 这种方法丢掉了信号的时序信息, 因此不够全面。在做 HRV 时域分析时应注意以下一些事项:

- 1) 长时程 HRV 分析以 24h 时段为宜; 短时程分析则以 5min 时段为宜, 分析长、短程的指标不能相互取代。
- 2) HRV 三角形指数的计算结果与采样间隔(bins)直接相关。国际上推荐使用 $1/128s \approx 7.8125ms$ 为采样间隔, 如果采样间隔不同则计算出来的三角形指数不能比较。
- 3) 分析不同时程的 HRV 的结果也不能直接比较。
- 4) 应该注意区分选用的指标是直接测定 RR 间期的差别还是测点瞬时心率变化, 还是相邻 RR 间期的差值, 因为各自所得的结果不能直接比较。

2.2 频域分析法

心率变异性的频域分析是从另一个角度, 即频谱分析的角度来分析心率变化的规律。它与时域分析既有相关性, 又能揭示出心率中更复杂的变化规律。频域分析法或频谱分析法是将随机变化的 RR 间期或瞬时心率信号分解为各次复正弦

波进行分析。常用的谱估计方法有经典谱估计法和参数建模法^[86-87]。前者主要是以快速傅立叶变换(Fast Fourier Transform, FFT)为基础,加以平滑和平均,这类谱估计方法得到的谱分辨率较低,并有能量泄漏,方差性能不好,不是实际功率谱的一致估计;后者主要以 AR 模型为主,这类谱估计分辨率高,谱线光滑,但定阶困难,谱的波谷跟踪能力差^[86-87]。

生理学家研究发现,正常人基础状态下心率功率谱线主要在 0-0.4Hz 之间, 0-0.0033Hz 为超低频段(ULF), 0.0033-0.04Hz 为极低频段(VLF), 0.04-0.15Hz 为低频段(LF), 0.15-0.4Hz 为高频段(HF), 0-0.4Hz 为总功率谱(TP)。研究表明, VLF 反映心率变化受热调节(体温),血管舒缩张力和肾血管紧张素系统的影响; LF 反映交感和迷走神经的双重调节,其谱峰出现在 0.1Hz 左右,表现出与血压的相关性; HF 只反映迷走神经的调节,其谱峰出现在 0.25Hz 左右,表现出与呼吸活动的相关性; TP 反映 HRV 大小, LF/HF 比值则反映自主神经系统的平衡状态,基本上代表交感神经张力的高低。除此以外,频率延伸到极低频处且功率谱密度值随频率降低而增大的所谓“ $1/f$ 成分”成为这几年研究的热点^[88-90], $1/f$ 成分是一种具有分形(Fractal)特征的成分,对它的研究还有待深入,但目前认为它的生理机制可能和神经中枢的反馈控制(包括具有 $1/f$ 谱特征的动作电位脉冲序列的调制作用)和膜电位的低频涨落有关,也可能和心肌传导系统的分形结构有关。

2.2.1 频域分析指标

频域分析也分为短时程分析和长时程分析^[1],两者分析结果的意义有很大差别。短时程(5min)频域分析应取平卧休息状态,控制好病人及环境条件,避免各种影响自主神经活动的因素,诸如兴奋谈话、深呼吸、吸烟、饮酒等,使所得结果反映出受检者所固有的自主神经活动情况;而长时程(24h)频域分析不可能控制上述各种因素,因而其结果只能反映总体的大致情况。常采用的频域分析指标见表 2.2 所示。

表 2.2 HRV 频域分析指标
Table 2.2 Frequency-domain measures of HRV

短时程分析(5min)			
指标	单位	说明	频段(Hz)
5min 总功率	ms \times ms	5min 内 NN 间期的变化	≤ 0.40
VLF	ms \times ms	极低频段功率	≤ 0.04
LF	ms \times ms	低频段功率	0.04-0.15
LF norm	n.u.	规一化低频段功率	
HF	ms \times ms	高频段功率	0.15-0.40
HF norm	n.u.	规一高频段功率	
LF/HF		LF 与 HF 比值	

长时程分析(24h)			
指标	单位	说明	频段(Hz)
总功率	ms×ms	全部 NN 间期的变化	≤0.40
ULF	ms×ms	超低频段功率	≤0.003
VLF	ms×ms	极低频段功率	0.003-0.04
LF	ms×ms	低频段功率	0.04-0.15
HF	ms×ms	高频段功率	0.15-0.4

LF norm 和 HF norm 分别为低频段与高频段功率的规一化的值,它们更能直接反映交感和迷走神经调节的变化,其计算方法是:

$$\text{LFnorm(或HFnorm)} = \frac{\text{LF(或HF)}}{\text{TP} - \text{VLF}} \times 100 \quad (2.1)$$

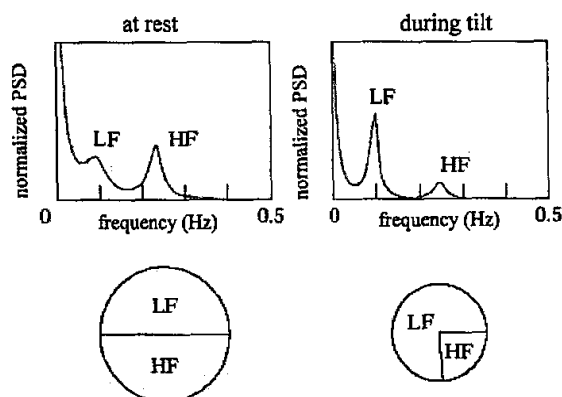


图 2.3 正常人静息和倾斜体位状态谱分析

Fig 2.3 Spectral analysis of a healthy subject at rest and during tilt

受检者体位的不同,对 HRV 频域分析结果造成的差异很大。图 2.3 是健康人静息和倾斜体位时的谱分析(12 阶 AR 模型)结果^[1],与静息状态相比,倾斜体位时,LF 段的谱峰值升高,且该频段所占功率百分比增加。这说明倾斜体位时迷走神经受到抑制,交感神经兴奋。

2.2.2 频域分析时应注意的问题

频域分析时应注意的问题:

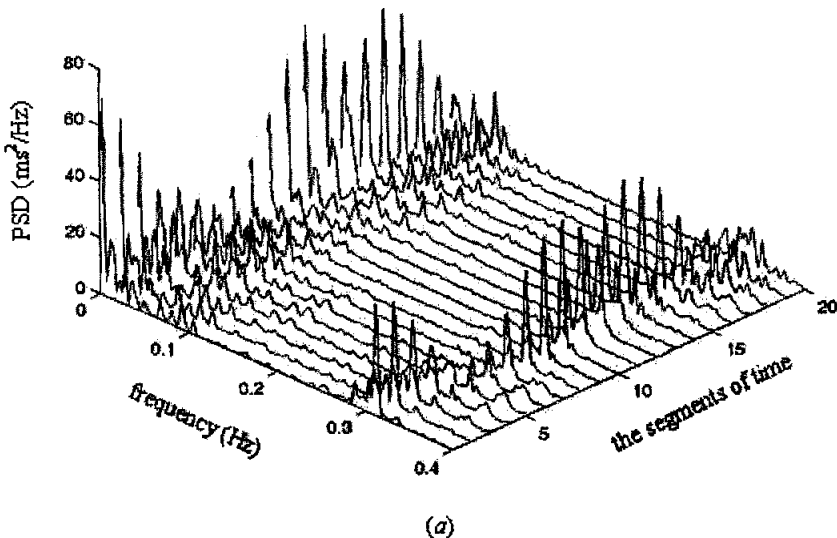
- 1) 短程和长程分析应严格区分,应根据研究内容的不同,正确选择长程和短程分析。两者不能相互取代,即短程分析的结果与长程分析的结果没有可比性。
- 2) 频域分析要求较高的心电采样频率,一般以 250Hz-500Hz 或更高为宜。应特别注意使用滤波器对频谱的影响。
- 3) 短程分析采样过程中最好避免有早搏、漏搏等情况,不可避免时应在软件设计中设有人工编辑功能,以确认窦性心搏分类的正确性,并可选择性剔出伪差

和早搏，插入 QRS 检出时的漏搏。

4) 采用经典谱分析法获得频谱时，除提供频谱曲线及各频段的具体数据外，还应说明分析的频谱点数及所加窗类型。采用模型参数谱估计时，应标明模型类别(AR、MA 或 ARMA 模型)，阶数和频谱点数等。

2.2.3 压缩谱阵列分析

由于功率谱估计是以被分析信号统计平稳为前提的，所以它不能反映信号的频谱结构随时间变化的特点。在短时程分析中，HRV 信号的非平稳性不大，可以近似认为是准平稳的，但是随着记录时间的增加，由于各种外界因素的影响和体内生理环境的改变，都会使 HRV 信号产生比较剧烈的变化，其中包含的频率也会随之变化。这样，非平稳问题便凸现出来。解决这一问题最简单的方法就是压缩谱阵列(Compressed Spectral Array, CSA)^[23]，也称为时变谱分析(Time-variant Spectrum Analysis)^[91]。压缩谱阵列是一种三维频谱图，它是在常规二维频域分析的基础上，以时间为第三维，按一定的时间分段分析，然后按顺序进行排列，绘制出的三维立体图形。压缩谱阵列可以直观地表现信号主要节律随时间变化的趋势，这种分析方法适合长时程 HRV 信号的分析。图 2.4 是一记录时长为 30min 的 HRV 信号的压缩谱阵列分析，将整个 HRV 信号分成 20 段，每段数据时间长度为 90s，分别采用 Welch 法和 AR 模型法对该段信号进行功率谱估计，然后按顺序排列绘制。从图中可以清楚地看见各频段主要成份的大致变化情况，可以跟踪受试者在长时间范围内 HRV 信号频谱结构随时间的变化。



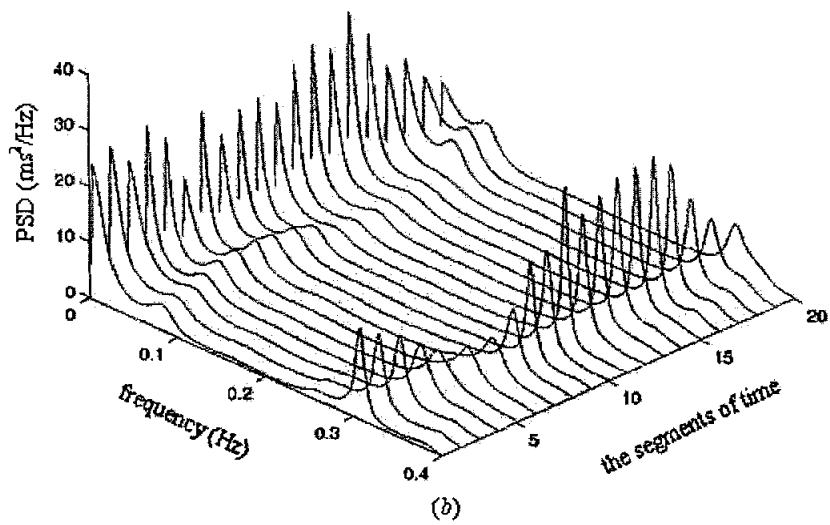


图 2.4 HRV 信号的压缩谱阵列分析(a)Welch 法(b)AR 模型

Fig 2.4 Compressed spectral array analysis of HRV (a) Welch method (b) AR model

2.2.4 时域分析和频域分析比较

HRV 信号的时域分析和频域分析有较大的相关性。同一段短时稳定记录的心电信号，从频域分析中可以得到比时域分析更多、更准确的有关自主神经活动的信息。长时程心电记录，其 HRV 的时域和频域分析也是高度相关的，其关系如表 2.3 所示。

表 2.3 长时程 HRV 分析中大致相当的时域指标和频域指标

Table 2.3 Approximate correspondence of time-domain and frequency-domain indices in long-term HRV analysis

时域指标	大致相当的频域指标
SDNN	总功率(TP)
HRV 三角形指数	总功率(TP)
TINN	总功率(TP)
SDANN	ULF
SDNN 指数	每 5min 总功率的均值
RMSSD	HF
SDSD	HF
NN50	HF
pNN50	HF
差异指数	HF

按具体参数来看, 时域指标中的 SDNN、HRV 三角形指数、TIRR 与频域中的总功率相当; SDANN 与 ULF 相当; SDNN 指数与每 5min 总功率的平均值相当; 其余的 RMSSD、SDSD、NN50、pNN50 和差异指数均与频域分析的 HF 所代表的意义相同。为此, 除非有特别目的, 采用 24h 时域分析时, 不必作频域分析。

2.3 非线性分析法

分析 HRV 信号的另一途径是采用非线性动力学方法^[32-35], 这是近几年 HRV 研究的热点之一^[5,19]。非线性动力学理论产生于拓扑学和微分方程理论的融合。法国数学家 Poincare 是这一领域最早的开拓者, 但是直到 1963 年 Lorenz 发表了关于混沌(Chaos)的第一篇论文后, 非线性动力学理论才有了很大的发展。非线性动力学理论对于实践科学的重要性, 在于它能够定量地描述复杂动力系统的特性, 并

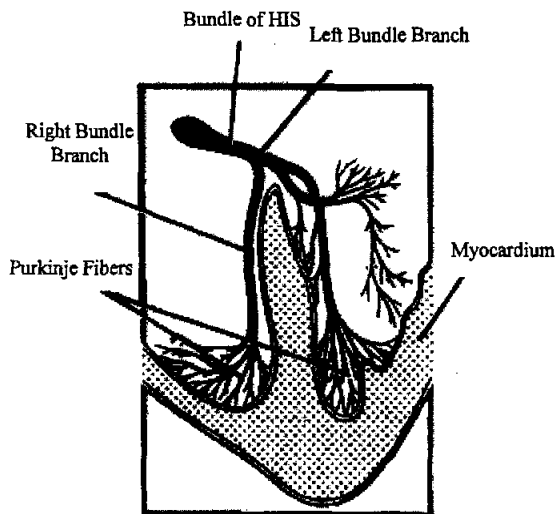


图 2.5 心脏结构的自相似性

Fig 2.5 The self-similar structure of heart

能提取出动力系统的演变信息。混沌一词指的是确定性系统中出现的无规则性或不规则性。它的一个重要特征是状态过程对初始条件的敏感性(所谓“差以毫厘, 失之千里”, 即初始位置的微小变化能引起动态过程的巨大差别)。80 年代中期以来, 随着非线性动力学迅速发展, 人们开始对 HRV 的复杂性进行研究。类分形的结果是在健康心脏的力学和电学动力学中起重要作用, 是 HRV 分形特征的解剖基础, 如图 2.5 所示。

另外, 由于心率主要受自主神经系统支配, 而大脑的活动必然对自主神经活动产生影响, 因此脑对心率起重要的作用, 但脑的活动是由多个非线性振子相互作用而产生的复杂动力学系统, 只有用 HRV 的复杂性分析参数才能够反映其动力学特征。因此, 用复杂性分析法来分析 HRV 愈来愈受到重视。在 HRV 复杂性分析研究中, 其分析方法主要有: 关联维数(Correlation Dimension)、分形维数(Fractal Dimension)的估计及非趋势波动分析(Detrended Fluctuation Analysis, DFA), 它们从不同角度刻画了 HRV 信号的一个重要特征——分形特征; 散点图(Scatter Gram)分析直观地反映了 HRV 信号的确定随机分布, 而复杂度(Complexity)、非线性预测(Nonlinear Prediction)和近似熵

(Approximation Entropy, ApEn)刻画了 HRV 信号的低维混沌特征。

2.4 时频分析法

纵观前面的三种 HRV 分析方法,时域分析法具有计算简单、指标意义直观的优点,最早被用于临床。但是,这种方法丢掉了信号的时序信息,因此不够全面。频域分析法是 HRV 研究史上的里程碑,它揭示了 HRV 谱中高频成份反映和呼吸相关的心脏迷走神经的活动,低频成份反映和血管舒缩系统的变化相关的心脏交感神经活动或交感神经和迷走神经的共同活动,即 HRV 谱中的主要分量受到自主神经活动的调节,然而,功率谱估计是以假设被分析信号是平稳信号为前提的,因此它不能充分反映 HRV 的频谱结构随时间而变的特点。后来的研究者们又进一步发现极低频的 $1/f$ 部分是一种分形信号,它的生理机制可能和神经中枢的反馈控制盒膜电位的低频涨落有关,也可能和心肌传导系统的分形结构有关,因此非线性分析的方法得以引入。然而,HRV 的自相似性是在统计意义上的,且这种分形只存在于一定的尺度范围内^[51]。HRV 信号的本质不仅具有分形特征,而且是非平稳的,用传统的时域或频域分析只能粗略地反映出 HRV 的一些非时变特性,而非线性分析又没有照顾到信号的非平稳性,要想在 HRV 的研究中有新的突破则可以引入时频分析的方法,时频分析不但能照顾到信号的非平稳性,而且可以辅助分析信号的分形特征(如小波变换)。因此,采用时频分析方法对 HRV 信号进行分析是一种值得研究的方法。采用时频分析法,可以获得信号的瞬时频率(Instantaneous Frequency)、瞬时功率(Instantaneous Power)以及信号能量在时频平面上的二维分布,除此以外,同时也能获得一些传统的频域分析指标。

2.5 本章小结

本章回顾总结了现有 HRV 分析方法中的经典分析方法和现代分析方法,即时域分析、频域分析和非线性分析。这些方法都是从某个侧面来反映 HRV 信号的本质,有的指标相互之间是等价的。然而这些方法都没有考虑 HRV 信号的非平稳性,因此有必要采用非平稳信号分析的有力工具时频联合分析来挖掘 HRV 信号蕴含的生理和病理信息。

3 时频分析理论和方法

3.1 概述

对于一个给定的信号 $x(t)$ ，可以用很多方法来描述它，如它的函数表达式，或一个数据序列，甚至是一个简单的图表，这些都是信号的时域表示。信号的时域表示是我们所考虑到的最自然的方法，因为绝大多数物理信号都是随时间变换而记录的。同时，我们可以通过傅里叶变换得到信号 $x(t)$ 的频谱 $X(j\Omega)$ ，更进一步可以由 $X(j\Omega)$ 简单地得到 $x(t)$ 的能量谱或功率谱，这属于信号的频域表示。频率的概念贯穿了诸多学科领域(如物理、天文、经济、生物等)。因此，时间和频率是描述信号的两个最基本的物理量。上面两类对信号表征方法，要么完全是时域，要么完全在频域，且作为频域表示的功率谱并不能显示信号中某个频率分量出现在什么时候及其变化情况。然而，在许多实际应用场合，信号是非平稳的，只了解信号在时域或频域的全局特性是远远不够的，最希望得到的乃是信号频谱随时间的变化情况。为此，需要使用时间和频率的联合函数来表示信号，这种表示简称为信号的时频表示(Time-Frequency Representation, TFR)或联合时频分析(Joint Time-Frequency Analysis, JTFA)^[24-28,51,52,62]。本文的研究主要集中在二次型两类。典型的线性时频表示有：短时傅里叶变换(Short-Time Fourier Transform, STFT)、Gabor 变换、小波变换等。二次时频主要是 Cohen 类分布，这种分布能够描述信号的能量密度分布，是一种更加严格意义下的时频表示。

3.1.1 非平稳信号和傅里叶变换的不足

给定了信号 $x(t)$ 的函数表达式，或 x 随 t 变化的曲线，即可得到信号在任一时刻处的幅值。如果想要了解该信号的频率成分，即“在 $\times \text{Hz}$ 处频率分量的大小”，则可通过傅里叶变换来实现，信号 $x(t)$ 的傅里叶正、反变换定义为

$$X(j\Omega) = \int_{-\infty}^{\infty} x(t)e^{-j\Omega t} dt \quad (3.1.a)$$

$$x(t) = \frac{1}{2\pi} \int_{-\infty}^{\infty} X(j\Omega)e^{j\Omega t} d\Omega \quad (3.1.b)$$

式中 $\Omega = 2\pi f$ ，单位为弧度/秒，将 $X(j\Omega)$ 表示成 $|X(j\Omega)|e^{j\varphi(\Omega)}$ 的形式，即可得到 $|X(j\Omega)|$ 和 $\varphi(\Omega)$ 随 Ω 变化的曲线，分别称为信号 $x(t)$ 的幅频特性和相频特性。

然而，如果想知道在某一个特定时间，如 t_0 ，所对应的频率是多少，或对某一个特定的频率，如 Ω_0 ，所对应的时间是多少，傅里叶变化则无能为力。分析(3.1.a)式，对给定的某一个频率，如 Ω_0 ，为求得该频率处的傅氏变换 $X(j\Omega_0)$ ，对 t 的积分需从 $-\infty$ 到 $+\infty$ ，即需要整个 $x(t)$ 的“知识”。反之，如果要求出某一时刻，如 t_0 处的值 $x(t_0)$ ，由(3.1.b)式， $X(j\Omega)$ 对 Ω 的积分也是从 $-\infty$ 至 $+\infty$ ，同样需要整个

$X(j\Omega)$ 的“知识”。实际上,由(3.1.a)所得到的傅氏变换 $X(j\Omega)$ 是信号 $x(t)$ 在整个积分区间的时间范围内所具有的频率特征的平均表示。反之,(3.1.b)式也是如此。因此,傅里叶变换不具有时间和频率的“定位”功能。

不但信号的幅度随时间变化,而且对现实物理世界中的大部分信号,其频率也随时间变化。实际上,在时域中愈是在较短时间内发生幅度突变的信号,其包含的信息就愈多,但由傅里叶变换 $X(j\Omega)$ 看不出在什么时刻发生了此种类型的突变。从下面对线性频率调制信号的分析就反映出了这种不足。

给定线性频率调制信号 $x(n) = \exp(j\omega n^2) = \exp(jn\omega n)$,其中 $n = 0 \sim 127$ 。其频率与时间序号 n 成正比,在雷达领域中,该信号又称作 chirp 信号,图 3.1(a)是其时域波形(信号的实部),频谱和时频表示。显然,无论从时域波形还是从频域波形都很难看出该信号的调制类型及其它特点,但从它的时频联合分布可明显看出,该信号的频率与时间成正比,且信号 $x(n)$ 的能量主要集中在时间-频率平面的一条斜线上。图 3.1(b)是时频分布的三维表示。

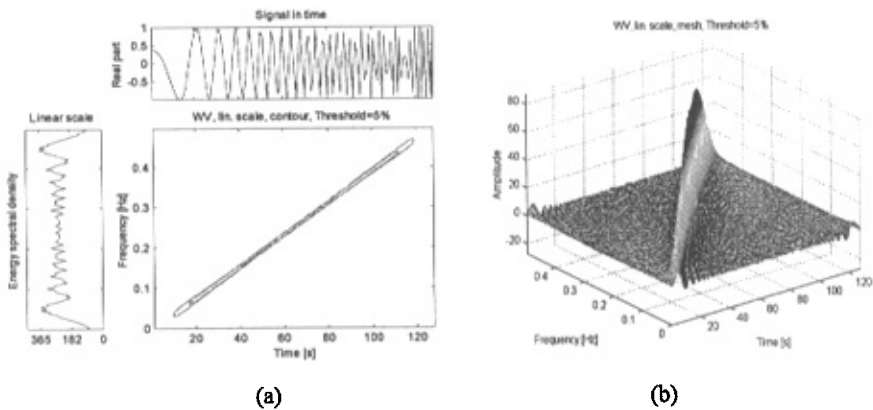


图 3.1 chirp 信号的时频表示.

(a)信号, 频谱和时频分布的二维表示(b)时频分布的三维表示

Fig 3.1 The time-frequency representation of the chirp signal

(a) Signal, Spectrum and the 2-D display of the TFR (b) 3-D display of the TFR

频率随时间变化的信号称为时变信号,又称为“非平稳”信号^[24-28],而把频率不随时间变化的信号称为“平稳”信号。这里的“平稳”和“非平稳”和随机信号中的“平稳随机信号”及“非平稳随机信号”的意义不同。平稳随机信号^[23,86]是指该类信号的一阶和二阶统计特征(均值与方差)不随时间变化,其自相关函数和观察的起点无关,而非平稳信号^[24-26]的均值、方差及自相关函数均与时间有关,即是时变的。尽管这两类说法的出发点不同,但非平稳随机信号的频率实质上也是时变的,因

此, 可将频率随时间变化的信号统称为“非平稳信号”。

傅里叶变换除了不具备时间和频率的定位功能外, 在分辨率上也存在局限性, “分辨率(Resolution)”包含了信号的时域和频域两个方面, 它是指对信号所能做出辨别的时域或频域的最小间隔(又称最小分辨细胞)。分辨能力的好坏一是取决于信号的特点, 二是取决于所用的算法。对在时域具有瞬变的信号, 希望时域的分辨率要好(即时域的观察间隔尽量短), 以保证能观察到该瞬变信号发生的时刻及瞬变的形态; 对在频域具有两个(或多个)靠得很近的谱峰的信号, 希望频域的分辨率要好(即频域的观察间隔尽量短, 短到小于两个谱峰的距离), 以保证能观察这两个或多个谱峰。传统的傅里叶正变换具备最佳的频域分辨率, 最差的时域分辨率; 反变换的分辨率恰好相反。

傅里叶变换的这些不足成为了推动人们寻找新的信号分析和处理方法的动力。例如, 早在 1932 年 Wigner 就提出了时间-频率联合分布的概念并将其用于量子力学领域^[50], 尔后 Ville 将其引入信号处理的领域^[49]; 1946 年, Gabor 提出了短时傅里叶变换和 Gabor 变换的概念^[47], 从而开始了非平稳信号时频联合分析的研究; 到二十世纪 80 年代后期发展起来的小波变换^[63-70]不仅扩展了信号时频联合分析的概念, 而且在信号的分辨率方面具有对信号特点的适应性; 比小波变换稍早发展起来的滤波器组理论为信号的子带分解提供了有力的工具。

3.1.2 信号的时宽和带宽

在信号分析与信号处理中, 信号的“时间中心”及“时间宽度(time-duration)”, 频率的“频率中心”及“频带宽度(frequency-bandwidth)”是非常重要的概念^[24,27]。它们分别说明了信号在时域和频域的中心位置及在两个域内的扩展情况。

对给定的信号 $x(t)$, 假定它是能量信号, 即其能量

$$E_x = \|x(t)\|^2 = \int_{-\infty}^{\infty} |x(t)|^2 dt = \frac{1}{2\pi} \int_{-\infty}^{\infty} |X(j\Omega)|^2 d\Omega < \infty \quad (3.2)$$

式中 $\|\cdot\|$ 表示求范数^①, $X(j\Omega)$ 是 $x(t)$ 的傅里叶变换。这样, 归一化函数 $|x(t)|^2 / E_x$ 及 $|X(\Omega)|^2 / E_x$ 可看作是信号 $x(t)$ 在时域和频域的密度函数。有了这两个密度函数, 即可用概率中矩的概念来描述信号的特征如下。

$$t_0 = \frac{1}{E_x} \int_{-\infty}^{\infty} t |x(t)|^2 dt \quad (3.3.a)$$

$$\Delta_t^2 = \frac{1}{E_x} \int_{-\infty}^{\infty} (t - t_0)^2 |x(t)|^2 dt = \frac{1}{E_x} \int_{-\infty}^{\infty} t^2 |x(t)|^2 dt - t_0^2 \quad (3.3.b)$$

$$\Omega_0 = \frac{1}{2\pi E_x} \int_{-\infty}^{\infty} \Omega |X(j\Omega)|^2 d\Omega \quad (3.3.c)$$

^① 有关范数的数学定义和计算请参看矩阵论

$$\Delta_{\Omega}^2 = \frac{1}{2\pi E_x} \int_{-\infty}^{\infty} (\Omega - \Omega_0)^2 |X(j\Omega)|^2 d\Omega = \frac{1}{2\pi E_x} \int_{-\infty}^{\infty} \Omega^2 |X(j\Omega)|^2 d\Omega - \Omega_0^2 \quad (3.3.d)$$

$$T = 2\Delta_t, \quad B = 2\Delta_{\Omega} \quad (3.3.e)$$

其中, t_0 , Ω_0 分别是信号 $x(t)$ 的时间和频率中心, 它们定义为密度函数的一阶原点矩; Δ_t , Δ_{Ω} 则反应了 $x(t)$ 和 $X(j\Omega)$ 围绕 t_0 , Ω_0 的扩展程度, 定义为密度函数的二阶中心矩; T 和 B 是信号的时宽和带宽, 而 $\Delta_t \Delta_{\Omega}$ 称为信号的时宽-带宽积。

3.1.3 不确定原理

不确定原理(Uncertainty Principle)是信号时宽-带宽之间的制约关系^[24,27]。

定理: 给定信号 $x(t)$, 若 $\lim_{t \rightarrow \infty} \sqrt{t}x(t) = 0$, 则

$$\Delta_t \Delta_{\Omega} \geq \frac{1}{2} \quad (3.4)$$

当且仅当 $x(t)$ 为高斯信号, 即 $x(t) = Ae^{-at^2}$ 时等号成立。证明见附录。

不确定原理是信号处理中一个重要的基本定理, 又称为 Heisenberg 测不准原理(Heisenberg Uncertainty Principle)或 Heisenberg-Gabor 不定原理。该定理指出, 对于给定的信号, 其时宽与带宽的乘积为一常数。当信号的时宽减小时, 其带宽将相应地增大, 且时宽减到无穷小时, 带宽将变成无穷大, 如时域的 δ 函数; 反之亦然, 如时域的正弦信号。这就是说, 信号的时宽与带宽不可能同时趋于无限小, 这一基本关系约束了大多数时频分析方法的时间分辨率和频率分辨率。在这一基本关系的制约下, 探索既能得到好的时间分辨率(或窄的时宽)又能得到好的频率分辨率(或窄的带宽)的分析方法成为信号时频联合分析的目标之一。

顺便指出, 若信号 $x(t)$ 的持续时间是有限的, 称其为是时域“紧支撑”的, 其时间的持续区间(如 $t = t_1 \sim t_2$), 称为“支撑范围”, 对频率信号, 也使用类似的称呼。

3.1.4 瞬时频率

① 解析信号

如果 $x(t)$ 是复信号, 可以把它写作 $x(t) = A(t)e^{j\varphi(t)}$ 的形式, 式中 $A(t)$ 和 $\varphi(t)$ 分别是信号 $x(t)$ 的幅度与相位, 它们均是 t 的实函数。如果 $x(t)$ 是实信号, 则可通过 $x(t)$ 的解析信号(Analytic Signal)^[24,25,27] $z(t)$ 来实现, $z(t)$ 定义为

$$z(t) = x(t) + j\hat{x}(t) \quad (3.5)$$

式中 $\hat{x}(t)$ 是 $x(t)$ 的 Hilbert 变换, 即

$$\hat{x}(t) = x(t) * \frac{1}{\pi t} = \frac{1}{\pi} \int_{-\infty}^{\infty} \frac{x(\tau)}{t - \tau} d\tau \quad (3.6)$$

可以证明^[24,87,92], $z(t)$ 的傅里叶变换 $Z(j\Omega)$ 在负频率处全为零, 在 $\Omega = 0$ 处等于 $X(j\Omega)$, 而在正频率处是 $X(j\Omega)$ 的两倍, 即

$$Z(j\Omega) = \begin{cases} 0 & \Omega < 0 \\ X(j\Omega) & \Omega = 0 \\ 2X(j\Omega) & \Omega > 0 \end{cases} \quad (3.7)$$

这样, $z(t)$ 保留了 $x(t)$ 频域的基本特征, 而频带减小了一倍。因此, 求信号的解析信号是处理信号, 特别是窄带信号的一种常用方法。

② 瞬时频率和群延迟

解析信号的瞬时频率(Instantaneous Frequency, IF)^[24,27,92] $\Omega_i(t)$ 定义为 $\varphi(t)$ 对 t 的导数, 即

$$\Omega_i(t) = \frac{d\varphi(t)}{dt} = \varphi'(t), \text{ 或 } f_i(t) = \frac{1}{2\pi} \varphi'(t) \quad (3.8)$$

如果信号在任意的时刻都只有一个频率分量(即在固定的 t 时刻, $\Omega_i(t)$ 是单值的), 称该信号为“单分量(Mono-Component)”信号^[24,87,92]。但在现实中, 信号在同一时刻往往包含了多个频率分量, 称为“多分量(Multi-Components)”信号^[24,87,92]。在某一个时刻 t , 多分量的瞬时频率应是多值的, 但用 $\Omega_i(t) = \varphi'(t)$ 求出的瞬时频率只能是单值的。因此, (3.8)式对瞬时频率的定义就不适用于多分量信号了。实际上, (3.8)式对瞬时频率的定义只对单分量信号适用, 而对多分量信号, 该定义给出的结果是在该时刻其瞬时频率的平均值, 更确切地说, $\varphi'(t)$ 应是信号的“平均瞬时频率”。

和瞬时频率相对偶的另一个概念是“群延迟(Group Delay, GD)”^[23,92]。设信号 $x(t)$ 的傅里叶变换为 $X(j\Omega)$, 将 $X(j\Omega)$ 写成 $|X(\Omega)|e^{j\Phi(\Omega)}$ 的形式, 定义

$$\tau_g(\Omega) = -\frac{d\Phi(\Omega)}{d\Omega}, \text{ 或 } \tau_g(f) = -\frac{1}{2\pi} \frac{d\Phi(f)}{df} \quad (3.9)$$

为 $x(t)$ 的群延迟。另外, 定义

$$\tau_p = -\frac{\Phi(\Omega)}{\Omega}, \text{ 或 } \tau_p(f) = -\frac{1}{2\pi} \frac{\Phi(f)}{f} \quad (3.10)$$

为 $x(t)$ 的相位延迟。

群延迟是频率 Ω 的函数, 它反映了在频谱 $X(j\Omega)$ 中频率为 Ω 的分量所具有的延迟, 其单位为时间。对一个幅度调制的窄带信号来说, 其群延迟反映了信号包络的延迟, 而相位延迟反映了载波的延迟。

3.2 线性时频表示

3.2.1 短时傅里叶变换

① 连续时间短时傅里叶变换

给定信号 $x(t) \in L^2(R)$ ^①, 短时傅里叶变换定义为:

^① $L^2(R)$ 指平方可积空间, 即该信号的 2-范数小于无穷大

$$STFT_x(t, \Omega) = \int_{-\infty}^{\infty} x(\tau) g^*(\tau - t) e^{-j\Omega\tau} d\tau = \langle x(\tau), g_{t,\Omega}(\tau) \rangle \quad (3.11)$$

其中

$$g_{t,\Omega}(\tau) = g(\tau - t) e^{j\Omega\tau} \quad (3.12)$$

$g(\tau)$ 是有时频局域性的时间窗函数(也称为分析窗函数), 且 $\|g(\tau)\| = 1$, $\|g_{t,\Omega}(\tau)\| = 1$ 。常用的时间窗函数有矩形窗、高斯窗、汉宁(hanning)窗、海明(hamming)窗等。

符号 $\langle x, y \rangle$ 表示 x 和 y 的内积^②, 若 x 、 y 都是连续的, 则

$$\langle x, y \rangle = \int_{-\infty}^{\infty} x(t) y^*(t) dt \quad (3.13)$$

若均是离散的, 则

$$\langle x, y \rangle = \sum_{n=-\infty}^{\infty} x(n) y^*(n) \quad (3.14)$$

短时傅里叶变换的含义可解释为: 在时域用窗函数 $g(\tau)$ 去截 $x(\tau)$, 对截下来的局部信号作傅里叶变换, 即可得到在 t 时刻的该段信号的傅里叶变换。不断地移动 t , 也即不断地移动窗函数 $g(\tau)$ 的中心位置, 即可得到不同时刻的傅里叶变换。这些傅里叶变换的集合, 就是 $x(t)$ 的短时傅里叶变换。它亦可在频域用信号谱和窗谱的定义为^[92,93]

$$STFT_x(t, \Omega) = e^{-j\Omega t} \frac{1}{2\pi} \int_{-\infty}^{\infty} X(\nu) G^*(\nu - \Omega) e^{j\nu t} d\nu \quad (3.15)$$

其中 ν 和 Ω 是等效的频率变量, $X(\nu)$ 和 $G(\nu)$ 分别是信号 $x(t)$ 和时间窗函数 $g(t)$ 的傅里叶变换。其物理意义是让信号 $x(t)$ 或 $X(\nu)$ 通过一个中心频率为 Ω , 频率响应为 $G^*(\nu - \Omega)$ 的带通滤波器, 然后再由相位因子 $e^{-j\Omega t}$ 将滤波后的输出平移至零频率。这样, 对任意固定的 Ω , $STFT_x(t, \Omega)$ 作为 t 的函数都是低通信号。

对(3.11)式两边取模平方, 有

$$|STFT_x(t, \Omega)|^2 = \left| \int_{-\infty}^{\infty} x(\tau) g(\tau - t) e^{-j\Omega\tau} d\tau \right|^2 = S_x(t, \Omega) \quad (3.16)$$

式中 $S_x(t, \Omega)$ 称为 $x(t)$ 的“谱图(Spectrogram)”^[24,27,92,93]。显然, 谱图是恒正的, 且是实的, 它是 Cohen 类二次分布的成员。

② 离散时间短时傅里叶变换

当在计算机上实现一个信号的短时傅里叶变换时, 该信号必须是离散的, 且为有限长的。给定信号 $x(n)$, $n = 0, \dots, L-1$, 对应(3.11)式有

$$STFT_x(m, e^{j\omega}) = \sum_n x(n) g^*(n - mN) e^{-j\omega n} = \langle x(n), g(n - mN) e^{j\omega n} \rangle \quad (3.17)$$

式中 N 是在时间轴上窗函数移动的步长, ω 是圆周频率, $\omega = \Omega T_s$, T_s 为由 $x(t)$ 得到 $x(n)$ 的抽样间隔。(3.17)式对应傅里叶变换中的 DTFT, 即时间是离散的, 频率

^② 有关内积的数学定义和性质请参考矩阵论

是连续的。为了在计算机上实现，应将频率 ω 离散化，令

$$\omega_k = \frac{2\pi}{M}k \quad (3.18)$$

$$\text{则变为} \quad STFT_x(m, \omega_k) = \sum_n x(n) g^*(n - mN) e^{-j\frac{2\pi}{M}nk} \quad (3.19)$$

(3.18)将频域的一个周期 2π 分成了 M 点，显然，它是一个 M 点的 DFT，若窗函数 $g(n)$ 的宽度正好也是 M 点，那么(3.19)式可以写成

$$STFT_x(m, k) = \sum_{n=0}^{M-1} x(n) g^*(n - mN) W_M^{-nk} \quad (3.20)$$

其中 $k = 0, \dots, M-1$ 。若 $g(n)$ 的宽度小于 M ，那么可将其补零，使之变为 M ；若 $g(n)$ 的宽度大于 M ，则应增大 M 使之等于窗函数的长度。式中 N 的大小决定了窗函数沿时间轴移动的间距， N 越小，上面各式中的 m 取值越多，得到的时频曲线越密。若 $N=1$ ，即窗函数在 $x(n)$ 的时间方向上每隔一个点移动一次，这样按(3.20)式，共应作 L 个 M 点的 DFT。当然，这时前 $M/2$ 个和后 $M/2$ 个 DFT 所载的数据不完全，得到的效果不够好。

(3.20)式的反变换是

$$x(n) = \sum_m \sum_{k=0}^{M-1} STFT_x(m, k) W_M^{-nk} \quad (3.21)$$

式中 m 的求和范围取决于数据的长度 L 及窗函数移动的步长 N 。

3.2.2 Gabor 变换

Gabor 在 1946 年提出，可以用二维的时频平面上离散栅格处的点来表示一个一维信号^[47]，即

$$x(t) = \sum_{m=-\infty}^{\infty} \sum_{n=-\infty}^{\infty} C_{m,n} h_{m,n}(t) = \sum_{m=-\infty}^{\infty} \sum_{n=-\infty}^{\infty} C_{m,n} h(t - na) e^{j2\pi mbt} \quad (3.22)$$

式中 a, b 为常数， a 代表栅格的时间长度， b 代表栅格的频率长度，如图 3.2 所示。

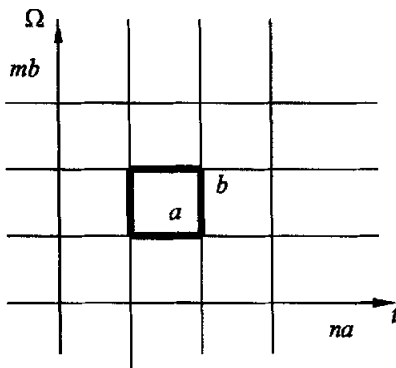


图 3.2 Gabor 展开的抽样栅格

Fig 3.2 Sampling grids of the Gabor expansion

(3.22)式中的 $C_{m,n}$ 是一维信号 $x(t)$ 的展开系数, $h(t)$ 是母函数, 展开的基函数 $h_{m,n}(t)$ 是由 $h(t)$ 作移位和调制生成的, Gabor 最初选择高斯函数作为母函数 $h(t)$, 这是因为高斯函数的傅里叶变换也是高斯的, 因此保证了时域和频域的能量都相对较为集中。由于高斯信号的时宽-带宽积满足不定原理的下限, 因而又保证了使用高斯信号可得到最好的时间、频率分辨率。后来的研究表明, 不只是高斯函数, 其它的窗函数也都可以用来构成(3.22)式中的基函数。

在图 3.2 中, 离散栅格上的时间间隔 a 在有的文献中又记为 T , 而频率间隔 b 又记为 Ω 。在 Gabor 变换中, 常数 a 和 b (或 T , Ω) 的取值有如下三种情况。

当 $ab = 1$ (或 $T\Omega = 2\pi$) 时, 称为临界抽样(Critical Sampling)

当 $ab > 1$ (或 $T\Omega > 2\pi$) 时, 称为欠抽样(Undersampling)

当 $ab < 1$ (或 $T\Omega < 2\pi$) 时, 称为过抽样(Oversampling)

可以证明^[94,95], 在 $ab > 1$ 的欠抽样情况下, 栅格过稀, 导致缺乏足够的信息来恢复原信号 $x(t)$, 因此人们很少研究它, 研究最多的是临界采样和过采样。当然, 在 $ab < 1$ 的情况下, 表示 $x(t)$ 的离散系数 $C_{m,n}$ 必然包含了冗余的信息, 这类似于对一维信号抽样时抽样间隔过小的情况。当 Gabor 变换最早被提出时, 限定了取 $ab = 1$ 的临界抽样, 其原因是计算简单。由于展开系数 $C_{m,n}$ 的计算困难, Gabor 变换长期没有被重视, 直到 1980 年 Bastians 提出了用建立 $h_{m,n}(t)$ 的辅助函数, 或对偶函数 $g_{m,n}(t)$ 来求解 $C_{m,n}$ 的方法之后, 对 Gabor 展开的研究才引起了人们的兴趣。近 20 年来, 有关 Gabor 展开的研究大致可归纳为如下三个方面:

1)Gabor 系数 $C_{m,n}$ 的快速计算, 这包括连续 Gabor 展开, 离散 Gabor 展开等;

2)Gabor 标架理论

由于在实际中应用的是 $ab \leq 1$, 特别是 $ab < 1$ 的情况。这时存在着信息的冗余, 因此, 这时展开的基函数 $h_{m,n}(t)$ 不可能是正交基, 这种情况下, 对信号分解的讨论自然要用到标架理论。

3)Gabor 展开的应用

从理论上讲, Gabor 展开的讨论和时频分布、滤波器组及小波变换等新的信号处理理论密切相关。因此, 这些新的信号处理理论的应用也涉及到 Gabor 展开的应用。Gabor 展开在信号、图像的表示, 语音分析, 目标识别, 信号的瞬态检测等各方面都取得了很好的应用成果。Gabor 展开的理论内容相当丰富, 这里不再过多着墨。

3.3 小波变换

3.3.1 连续小波变换

设 $x(t) \in L^2(R)$, $\psi(t)$ 是被称为基本小波或母小波(Mother Wavelet)的函数, 则

$x(t)$ 的连续小波变换定义为^[51,58-62,92-93,95]:

$$WT_x(a, b) = \frac{1}{\sqrt{a}} \int_{-\infty}^{\infty} x(t) \psi^* \left(\frac{t-b}{a} \right) dt = \langle x(t), \psi_{a,b}(t) \rangle \quad (3.23)$$

其中

$$\psi_{a,b}(t) = \frac{1}{\sqrt{a}} \psi \left(\frac{t-b}{a} \right) \quad (3.24)$$

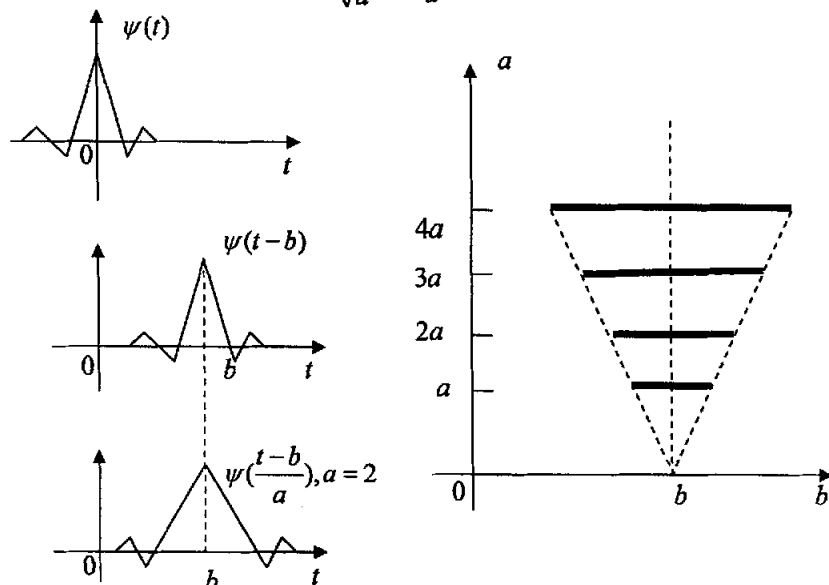


图 3.3 基本小波的伸缩及参数 a 和 b 对分析范围的控制

Fig 3.3 The dilation of the basic wavelet and the analysis area

$\psi_{a,b}(t)$ 是基本小波的平移和伸缩, $a > 0$ 是尺度因子, b 反映位移, 其值可正可负, 上标的星号表示取复共轭。(3.23) 式中不但 t 是连续变量, 而且 a 和 b 也是连续变量, 因此称为连续小波变换(Continuous Wavelet Transform, CWT)。母小波 $\psi(t)$ 可以为函数, 也可以为复函数。 $\psi_{a,b}(t)$ 中的因子 $1/\sqrt{a}$ 的目的是使不同尺度下, $\psi_{a,b}(t)$ 的能量保持相等^[51,95]。基本小波的伸缩及其控制分析范围如图 3.3 所示。

小波变换的频域表达式为^[51,95]:

$$WT_x(a, b) = \frac{\sqrt{a}}{2\pi} \int_{-\infty}^{\infty} X(\Omega) \Psi^*(a\Omega) e^{j\Omega b} d\Omega = \frac{1}{2\pi} \langle X(\Omega), \Psi_{a,b}(\Omega) \rangle \quad (3.25)$$

$$\text{其中} \quad \Psi_{a,b}(\Omega) = \sqrt{a} \Psi(a\Omega) e^{-j\Omega b} \quad (3.26)$$

$\Psi_{a,b}(\Omega)$ 是 $\psi_{a,b}(t)$ 的傅里叶变换。从(3.23)和(3.25)式可以看出, 如果 $\psi_{a,b}(t)$ 在时域上是有限支撑的, 那么它和 $x(t)$ 作内积后将保证 $WT_x(a, b)$ 在时域上也是有限支撑的。同样, 如果 $\Psi_{a,b}(\Omega)$ 是具有带通性质, 即 $\Psi_{a,b}(\Omega)$ 围绕着中心频率是有限支撑的, 那么 $\Psi_{a,b}(\Omega)$ 和 $X(\Omega)$ 作内积后也将反映 $X(\Omega)$ 在中心频率处的局部性质。同时, 如果 $\psi(t)$ 的时间中心是 t_0 , 时宽是 Δ_t , $\Psi(\Omega)$ 的频率中心是 Ω_0 , 带宽是 Δ_Ω ,

那么 $\psi(t/a)$ 的时间中心变为 at_0 ，时宽变为 $a\Delta_t$ ， $\psi(t/a)$ 的频谱 $a\Psi(a\Omega)$ 的频率中心变为 Ω_0/a ，带宽变为 Δ_Ω/a 。这样 $\psi(t/a)$ 的时宽带宽积仍然为 $\Delta_t\Delta_\Omega$ ，与 a 无关。这说明小波变换的时频关系也受到不确定原理的制约，但另一方面，也揭示出小波变换的一个性质，即恒 Q 性质。 Q 为母小波 $\psi(t)$ 的品质因数，定义为^[51,95]

$$Q = \Delta_\Omega / \Omega_0 = \text{带宽/中心频率} \quad (3.27)$$

对 $\psi(t/a)$ 而言，其品质因数显然也为 Q 。图 3.4 说明了 $\Psi(\Omega)$ 和 $\Psi(a\Omega)$ 的带宽和中心频率随 a 变化的情况

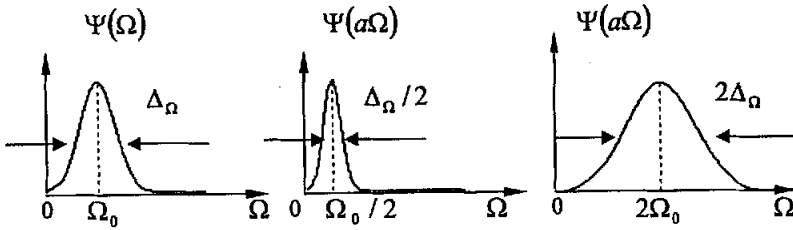


图 3.4 $\Psi(a\Omega)$ 随 a 变化的说明

Fig 3.4 The schematic illustration of $\Psi(a\Omega)$ varying with a

将图 3.3 和图 3.4 结合起来，可以看到小波变换在对信号分析时有如下的特点：当 a 变小时，对 $x(t)$ 的时域观察范围变窄，但对 $X(\Omega)$ 在频率观察的范围变宽，且观察的中心频率向高频处移动。反之，当 a 变大时，对 $x(t)$ 的时域观察范围变宽，频域的观察范围变窄，且分析的中心频率向低频处移动。将图 3.3 和 3.4 所反映的时频关系结合在一起，可以得到在不同尺度下小波变换所分析的时宽、带宽、时 t 间中心和频率中心的关系，如图 3.5 所示。

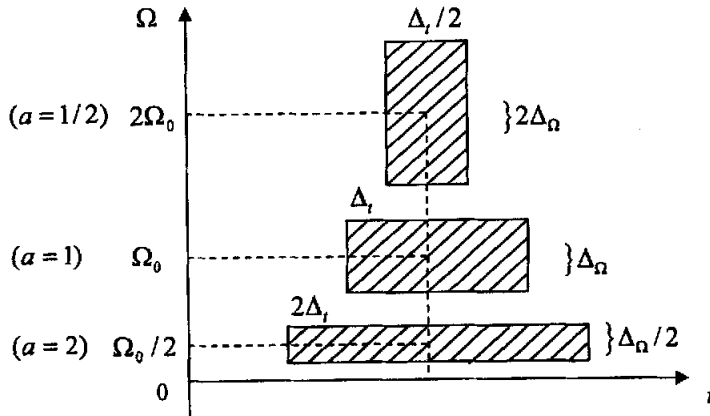


图 3.5 取不同值时小波变换对信号分析的时-频区间

Fig 3.5 Time-frequency analysis region of wavelet transform

由于小波变换的恒 Q 性质,因此不同尺度下,图3.5中三个时、频分析区间(即三个矩形)的面积保持不变。由此可见,小波变换提供了一个在时、频平面上可调的分析窗口。该分析窗口在高频端(图中 $2\Omega_0$ 处)的频率分辨率不好(矩形窗的频率边变长),但时域的分辨率变好(矩形的时间边变短);反之,在低频端(图中 $\Omega_0/2$ 处),频率分辨率变好,而时域分辨率变差。但在不同的 a 值下,图3.5中分析窗的面积保持不变,也即时、频分辨率可以随分析任务的需要作出调整。众所周知,信号中的高频成份往往对应时域中的快变成份,如陡峭的前沿、后沿、尖脉冲等。对这一类信号分析时则要求时域分辨率要好以适应快变成份间隔短的需要,对频域的分辨率则可以放宽,当然,时、频分析窗也应处在高频端的位置。与此相反,低频信号往往是信号中的慢变成份,对这类信号分析时一般希望频率的分辨率要好,而时间的分辨率可以放宽,同时分析的中心频率也应移到低频处。显然,小波变换的特点可以自动满足这些客观实际的需要。当我们用较小的 a 对信号作高频分析时,我们实际上是用高频小波对信号作细致观察,当我们用较大的 a 对信号作低频分析时,实际上是用低频小波对信号作概貌观察。如上面所述,小波变换的这一特点即既符合对信号作实际分析时的规律,也符合人们的视觉特点。

而在短时傅里叶变换中只有窗函数的位移而无时间的伸缩,因此,位移量的大小不会改变复指数 $e^{-j\Omega t}$ 的频率。同理,当复指数由 $e^{-j\Omega t}$ 变成 $e^{-j2\Omega t}$ (即频率发生变化)时,这一变化也不会影响窗函数 $g(\tau)$ 。这样,当复指数 $e^{-j\Omega t}$ 的频率变化时,STFT的基函数 $g_{t,\tau}(\tau)$ 的包络不会改变,改变的只是该包络下的频率成份。即当 Ω 由 Ω_0 变化成 $2\Omega_0$ 时, $g_{t,\tau}(\tau)$ 对 $x(\tau)$ 分析的中心频率改变,但分析的频率范围不变,也即带宽不变。因此,STFT不具备恒 Q 特性,当然也不具备随着分辨率变化而自动调节分析带宽的能力,如图3.6所示。图中 $g_{t,x}(t)$ 为所加的窗。

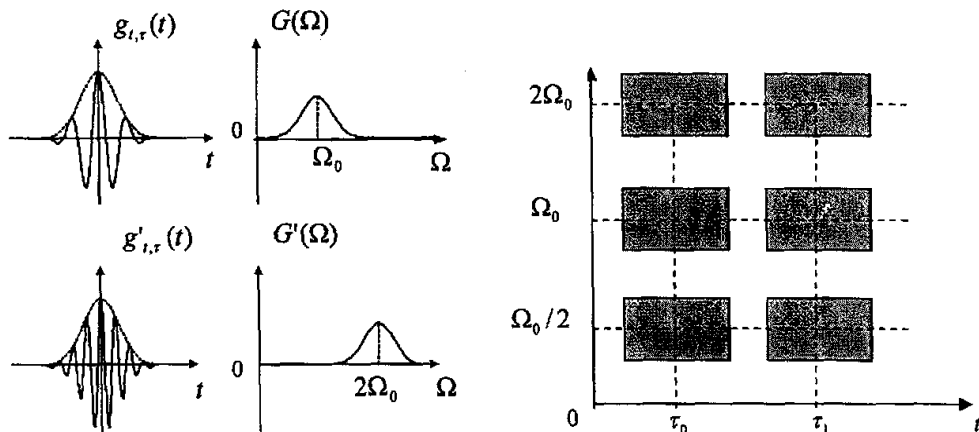


图 3.6 STFT 的时频分析区间

Fig 3.6 The analysis region of STFT in time-frequency plane

3.3.2 小波反变换及小波容许条件

连续小波反变换的公式及反变换存在的条件如下^[51,95]

设 $x(t), \psi(t) \in L^2(R)$, 记 $\Psi(\Omega)$ 为 $\psi(t)$ 的傅里叶变换, 若

$$C_\psi \stackrel{\Delta}{=} \int_{-\infty}^{\infty} \frac{|\Psi(\Omega)|^2}{\Omega} d\Omega < \infty \quad (3.28)$$

则 $x(t)$ 可由其小波变换 $WT_x(a, b)$ 来恢复, 即

$$x(t) = \frac{1}{C_\psi} \int_{-\infty}^{\infty} a^{-2} \int_{-\infty}^{\infty} WT_x(a, b) \psi_{a,b}(t) da db \quad (3.29)$$

式(3.28)称为“容许条件(Admissibility Condition)”。其含义非常丰富^[51,95]:

1) 说明并不是时域的任一函数 $\psi(t) \in L^2(R)$ 都可以充当小波, 其可以作为小波的必要条件是其傅里叶变换满足该容许条件;

2) 若要求 $C_\psi < \infty$, 则必有 $\Psi(0) = 0$, 否则 C_ψ 必趋于无穷。这等效地告诉我们, 小波函数 $\psi(t)$ 必然是带通函数;

3) 由于 $\Psi(0) = 0$, 因此必有

$$\int_{-\infty}^{\infty} \psi(t) dt = 0 \quad (3.30)$$

该式表明 $\psi(t)$ 的取值必然是有正有负, 也即它是振荡的。

以上三条勾画出了作为小波的函数所应具有的大致特征, 即 $\psi(t)$ 是一带通函数, 它的时域波形应是振荡的。此外, 从时频定位的角度来讲, 总希望 $\psi(t)$ 是有限支撑的, 因此它应是快速衰减的。这样, 时域有限长且是振荡的这一类函数即是被称作小波(Wavelet)的原因。

可以作为小波的函数至少要满足(3.28)式的容许条件。与此结论相类似, 并不是 (a, b) 平面上的任一二维函数 $WT(a, b)$ 都对对应某一函数的小波变换。 $WT(a, b)$ 如果是某一时域信号, 如 $x(t)$ 的小波变换, 它应满足一定的条件, 这就是重建核方程^[51,95]

$$WT_x(a_0, b_0) = \int_{-\infty}^{\infty} a^{-2} \int_{-\infty}^{\infty} WT_x(a, b) K_\psi(a_0, b_0; a, b) da db \quad (3.31)$$

式中 $WT_x(a_0, b_0)$ 是 $WT_x(a, b)$ 在 (a_0, b_0) 处的值,

$$K_\psi(a_0, b_0; a, b) = \frac{1}{C_\psi} \int_{-\infty}^{\infty} \psi_{a,b}(t) \psi_{a_0,b_0}^*(t) dt = \frac{1}{C_\psi} \langle \psi_{a,b}(t), \psi_{a_0,b_0}(t) \rangle \quad (3.32)$$

称为重建核^[51,95]。

(3.31)式重建核方程和(3.32)式重建核公式说明, 若 $WT_x(a, b)$ 是 $x(t)$ 的小波变换, 那么在 (a, b) 平面上某一点 (a_0, b_0) 处小波变换的值 $WT_x(a_0, b_0)$ 可由半平面 $(a \in R^+, b \in R)$ 上的值 $WT_x(a, b)$ 来表示, 也即, $WT_x(a_0, b_0)$ 是半平面上 $WT_x(a, \tau)$ 的总贡献。既然 (a, b) 平面上各点的 $WT_x(a, \tau)$ 可由(3.31)式互相表示, 因此这些点上的值是相关的, 也即(3.31)式对 $x(t)$ 的重建是存在信息冗余的。这一结论揭示了可以

用 (a, b) 平面上离散栅格上的 $WT_x(a, b)$ 来重建 $x(t)$ ，以消除重建过程中的信息冗余。

3.3.3 参数离散化与离散小波变换的概念

为了达到上述目的，对小波函数 $\psi_{a,b}(t)$ 中的 a, b 进行离散化。

目前通用的离散化方法是按幂级数的形式逐步加大 a ，即令 $a = a_0^j, a_0 > 0, j \in Z$ 。若取 $a_0 = 2$ ，则

$$\psi_{j,b}(t) = 2^{-j/2} \psi(2^{-j}(t-b)) \quad (3.33)$$

称为“半离散化二进小波”，而

$$WT_x(j, b) = 2^{-j/2} \int_{-\infty}^{\infty} x(t) \psi^*(2^{-j}(t-b)) dt = \langle x(t), \psi_{j,b}(t) \rangle \quad (3.34)$$

称为二进小波变换。

现将 a 和 b 同时离散化，令 $a = a_0^j, j \in Z$ ，即可实现对 a 的离散化。若 $j = 0$ ，则 $\psi_{j,b}(t) = \psi(t-b)$ 。令 $b = kb_0$ ， b_0 的选择应保证能由 $WT_x(j, k)$ 来恢复出 $x(t)$ 。当 $j \neq 0$ 时，将 a 由 a_0^{j-1} 变成 a_0^j 时，即是把 a 扩大了 a_0 倍，这时小波 $\psi_{j,k}(t)$ 的中心频率比 $\psi_{j-1,k}(t)$ 的中心频率下降了 a_0 倍，带宽也下降了 a_0 倍。因此，这时对 b 抽样的间隔也可相应地扩大 a_0 倍。由此可以看出，当尺度 a 分别取 a_0, a_0^1, a_0^2, \dots 时，对 b 的抽样间隔可以取 $a_0 b_0, a_0^1 b_0, a_0^2 b_0, \dots$ ，这样，对 a 和 b 离散化后的结果是：

$$\psi_{j,k}(t) = a_0^{-j/2} \psi[a_0^{-j}(t - ka_0^j b_0)] = a_0^{-j/2} \psi(a_0^{-j} t - kb_0) \quad j, k \in Z \quad (3.35)$$

对给定的信号 $x(t)$ ，(3.23) 式的连续小波变换可变成如下离散栅格上的小波变换，即

$$WT_x(j, k) = \int_{-\infty}^{\infty} x(t) \psi_{j,k}(t) dt \quad (3.36)$$

此式称为“离散小波变换(Discrete Wavelet Transform, DWT)”^[51,92,95]，但式中 t 仍是连续变量。这样， (a, b) 平面上离散栅格的取点如图 3.7 所示。图中取 $a_0 = 2$ ，尺度轴取以 2 为底的对数坐标。由该图可看出小波分析的“变焦距”作用，即在不同的尺度下(也即不同的频率范围内)，对时域的分析点数是不相同的。

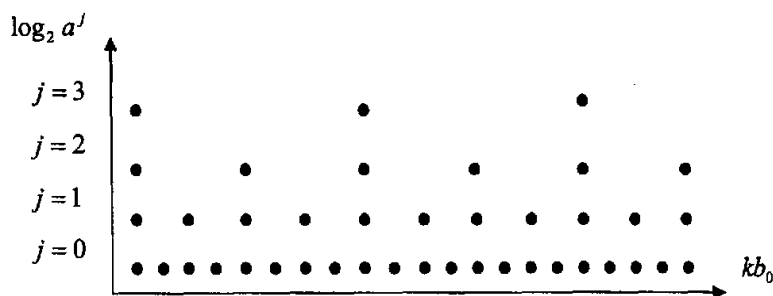


图 3.7 DWT 取值的离散栅格

Fig 3.7 Discrete grid of DWT in time-frequency plane

记 $d_{j,k} = WT_x(j,k)$, 可以仿照傅里叶级数和 Gabor 展开那样来重建 $x(t)$, 即

$$x(t) = \sum_{j=0}^{\infty} \sum_{k=-\infty}^{\infty} d_{j,k}(k) \hat{\psi}_{j,k}(t) \quad (3.37)$$

该式称为小波级数, $d_{j,k}(k)$ 称为小波系数, $\hat{\psi}_{j,k}(t)$ 是 $\psi_{j,k}(t)$ 的对偶函数, 或对偶小波。将(3.23)式的连续小波变换改变成(3.36)式的离散小波变换, 人们自然会问: 一族小波函数 $\psi_{j,k}(t), j, k \in Z$, 在空间 $L^2(R)$ 上是否是完备的? 所谓完备, 是指对任一 $x(t) \in L^2(R)$, 它都可以由这一组函数 $\psi_{j,k}(t)$ 来表示。

如果 $\psi_{j,k}(t)$ 是完备的, 那么 $\psi_{j,k}(t)$ 对 $x(t)$ 的表示是否有信息的冗余?

如果 $\psi_{j,k}(t)$ 是完备的, 那么对 a 和 b 的抽样间隔如何选取才能保证对 $x(t)$ 的表示不存在信息的冗余?

Daubechies 对上述问题进行了深入的研究, 给出了“小波标架(Frame)”的理论^[95], 这里不再赘述。

3.3.4 多分辨率分析

在连续小波变换和 (a,b) 平面上离散栅格上的小波变换中, 时间 t 仍是连续的。在实际应用中, 特别是在计算机上实现小波变换时, 信号总要取成离散的, 因此, 研究 a, b 及 t 都是离散值情况下的小波变换, 进一步发展一套快速小波变换算法将更有意义。由 Mallat 和 Meyer 自 80 年代末期所创立的“多分辨率分析 (Multi-Resolution Analysis, MRA)”技术^[62,69,70]在这方面起到了关键的作用。该算法和多抽样率信号处理中的滤波器组^[92,96]及图像处理中的金字塔编码等算法^[97,98]结合起来, 构成了小波分析的重要工具。

① Burt 的金字塔编码算法

Burt 在 1982^[97]年提出金字塔编码算法。由于相邻像素之间一般有很大的相关性, 像素点可以由其周围众多点的加权平均来预测。设 $g_0(i,j)$ 个代表初始图像, 首先与该加权函数 w 进行卷积, 得到预测值 $g_1(i,j)$; 预测误差为 $L_0(i,j)$

在金字塔编码算法中, 不是直接对 $g_0(i,j)$ 编码, 而是对 $g_1(i,j)$ 和 $L_0(i,j)$ 编码。 $L_0(i,j)$ 的相关性很低, 动态范围的幅度减小, 因此编码所需位数减少, 而 $g_1(i,j)$ 是低通图像, 因此在编码时可以减小采样率, 并且, 可以对 $g_1(i,j)$ 重复上述的过程, 得到序列 L_0, L_1, \dots, L_n 。

该算法由两个算子组成: *REDUCE* 和 *EXPAND*

$$g_k = \text{REDUCE}(g_{k-1}) \quad (3.38)$$

即

$$g_i(i,j) = \sum_{m=-2}^2 \sum_{n=-2}^2 w(m,n) g_{i-1}(2i+m, 2j+n) \quad (3.39)$$

$$g_{i,n} = \text{EXPAND}(g_{i,n-1}) \quad (3.40)$$

$$g_{l,k}(i, j) = 4 \sum_{m=-2}^2 \sum_{n=-2}^2 w(m, n) g_{l,k-1}\left(\frac{i-m}{2}, \frac{j-n}{2}\right) \quad (3.41)$$

其中 $w(m, n) = \hat{w}(m)\hat{w}(n)$, $\hat{w}(0) = a$, $\hat{w}(-1) = \hat{w}(1) = 1/4$, $\hat{w}(-2) = \hat{w}(2) = 1/4 - a/2$ 。

该算法与 Mallat 的快速算法、子带编码以及多抽样滤波器有很大的相似性。主要区别在于该金字塔算法没有同时满足完全重构性和非冗余性。事实上, 为了达到完全重构性质, 由该算法编码的数据量增大了 $1/3$ 倍(在极限意义上)^[67,95]。

② 多抽样滤波器组

多抽样滤波器组是数字信号处理领域在 80 年代中期发展起来的技术。从工程技术上进一步发展了小波变换。图 3.8 是两通道滤波器组分解与重构的示意图。

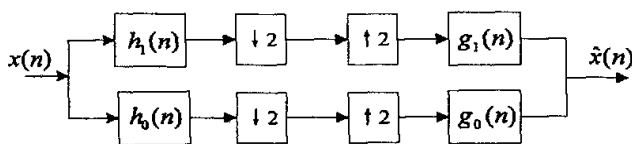


图 3.8 两通道滤波器组

Fig 3.8 The schematic illustration of two channel filter banks

根据 Z 变换的性质, 可以得到

$$\hat{X}(z) = \frac{1}{2} [H_0(z)G_0(z) + H_1(z)G_1(z)]X(z) + \frac{1}{2} [H_0(-z)G_0(z) + H_1(-z)G_1(z)]X(-z) \quad (3.42)$$

如果能满足 $\hat{x}(n) = cx(n-k)$, 那么称 $\hat{x}(n)$ 是对 $x(n)$ 的“准确重建 (Perfect Reconstruction, PR)”^[92,96], 为此, 必须满足:

$$H_0(z)G_0(z) + H_1(z)G_1(z) = cz^{-k} \quad (3.43)$$

$$H_0(-z)G_0(z) + H_1(-z)G_1(z) = 0 \quad (3.44)$$

下面介绍两种最基本的滤波器组

1) 标准正交镜像滤波器组^[96] (Quadrature Mirror Filter Bank, QMFB)

滤波器 $H_0(z)$, $H_1(z)$, $G_0(z)$ 和 $G_1(z)$ 之间满足关系 $H_1(z) = H_0(-z)$, $G_0(z) = H_1(-z)$ 和 $G_1(z) = -H_0(-z)$ 。为了满足 PR 条件, $H_0(z)$ 必须满足:

$$H_0(z) = c_0 z^{-2n_0} + c_1 z^{-(2n_1+1)} \quad (3.45)$$

由于 $H_0(z)$ 只能有两项, 因此其频率性能不可能很好, 其 Fourier 变换在 $\omega = 1/2$ 点具有镜像对称性。

2) 共轭正交镜像滤波器组^[96] (Conjugate Quadrature Mirror Filter Bank, CQMFB)

滤波器 $H_0(z)$, $H_1(z)$, $G_0(z)$ 和 $G_1(z)$ 之间满足关系 $H_1(z) = z^{-(N-1)} H_0(-z^{-1})$, $G_0(z) = H_1(-z)$ 和 $G_1(z) = -H_0(-z)$ 。 $H_0(z)$ 和 $H_1(z)$ 的幅频特性虽然相同, 但是在相频上多了一个共轭, 故得名。为了满足 PR 条件, $h_0(n)$ 必须满足:

a. $h_0(n)$ 和 $h_1(n)$ 各自都具有偶次移位的正交归一性, 即

$$\langle h_0(n), h_0(n+2k) \rangle = \delta_k, \quad k \in Z \quad (3.46)$$

$$\langle h_1(n), h_1(n+2k) \rangle = \delta_k, \quad k \in Z \quad (3.47)$$

b. $h_0(n)$ 和 $h_1(n)$ 之间具有偶次移位的正交性, 即

$$\langle h_0(n), h_1(n+2k) \rangle = 0, \quad k \in Z \quad (3.48)$$

因此, 共轭正交镜像滤波器组又称为“正交滤波器组”。

此外, CQMFB 既是一个无损系统(Lossless System)^[92,96], 也是一个仿酉系统(Paraunitary System)^[92,96]。同时, 它还具有功率互补性。功率互补的含义是: 尽管每个通道的频率特性不是全通的, 也不是理想带通, 但各个通道合在一起却具有全通性质:

$$|H_0(e^{j\omega})|^2 + |H_1(e^{j\omega})|^2 = c \quad (3.49)$$

这些也正是 Mallat 的正交多分辨率分析和构造 Daubechies 小波的部分条件。

③ 多分辨率分析和快速小波变换

Mallat 给出了多分辨率分析的定义^[62]:

设 $\{V_j\}$ $j \in Z$ 是 $L^2(R)$ 空间中的一系列闭子空间, 如果它们满足如下六个性质, 则说 $\{V_j\}$, $j \in Z$ 是一个多分辨率近似。这六个性质是:

- 1) $\forall (j, k) \in Z^2$, 若 $x(t) \in V_j$ 则 $x(t-2^j k) \in V_j$
- 2) $\forall j \in Z$, $V_j \supset V_{j+1}$, 即 $\dots V_0 \supset V_1 \supset V_2 \dots V_j \supset V_{j+1} \dots$
- 3) $\forall j \in Z$, 若 $x(t) \in V_j$, 则 $x(\frac{t}{2}) \in V_{j+1}$
- 4) $\lim_{j \rightarrow \infty} V_j = \bigcap_{j=-\infty}^{\infty} V_j = \{0\}$
- 5) $\lim_{j \rightarrow \infty} V_j = \text{Closure}(\bigcup_{j=-\infty}^{\infty} V_j) = L^2(R)$
- 6) 存在一个基本函数 $\phi(t)$, 使得 $\{\phi(t-k)\}$, $k \in Z$ 是 V_0 中的 Riesz 基。

$\phi(t)$ 常称为尺度函数, 将它和小波函数 $\psi(t)$ 分别平移和伸缩得到 $\phi_{j,k}(t)$ 和 $\psi_{j,k}(t)$ 。前者是 V_j 中的正交归一基, 后者是 W_j 中的正交归一基, 并且 $V_j \perp W_j, V_{j-1} = V_j \oplus W_j$, 经推导^[62,95]可以得到相邻尺度(如 j 和 $j-1$)下的尺度函数和尺度函数之间、尺度函数和小波函数之间存在如下的关系

$$\phi(\frac{t}{2}) = \sqrt{2} \sum_{k=-\infty}^{+\infty} h_0(k) \phi(\frac{t}{2^{j-1}} - k) \quad (3.50.a)$$

$$\psi(\frac{t}{2}) = \sqrt{2} \sum_{k=-\infty}^{+\infty} h_1(k) \phi(\frac{t}{2^{j-1}} - k) \quad (3.50.b)$$

这两式被称为“二尺度差分方程”^[62,95], 它们揭示了在多分辨率分析中尺度函数和小波函数的相互关系。这一关系存在于任意相邻的两级之间, 如 $j=1$, 有

$$\phi(\frac{t}{2}) = \sqrt{2} \sum_{k=-\infty}^{+\infty} h_0(k) \phi(t-k) \quad (3.51.a)$$

$$\psi\left(\frac{t}{2}\right) = \sqrt{2} \sum_{k=-\infty}^{+\infty} h_1(k) \phi(t-k) \quad (3.51.b)$$

式(3.53.a)和(3.53.b)又等效于

$$\phi(t) = \sqrt{2} \sum_{k=-\infty}^{+\infty} h_0(k) \phi(2t-k) \quad (3.52.a)$$

$$\psi(t) = \sqrt{2} \sum_{k=-\infty}^{+\infty} h_1(k) \phi(2t-k) \quad (3.52.b)$$

因此, 二尺度差分方程是多分辨率分析中小波函数和尺度函数的一个重要性质。在上述多分辨率分析的基础上, 下面这个定理给出了如何通过滤波器组实现信号的小波变换及反变换的途径。

定理^[62,95]: 令 $a_j(k)$, $d_j(k)$ 是多分辨率分析中的离散逼近系数, $h_0(k)$, $h_1(k)$ 是满足(3.50.a)和(3.50.b)式的二尺度差分方程的两个滤波器, 则 $a_j(k)$, $d_j(k)$ 存在如下递推关系:

$$a_{j+1}(k) = \sum_{n=-\infty}^{\infty} a_j(n) h_0(n-2k) = a_j(k) * \bar{h}_0(2k) \quad (3.53.a)$$

$$d_{j+1}(k) = \sum_{n=-\infty}^{\infty} a_j(n) h_1(n-2k) = a_j(k) * \bar{h}_1(2k) \quad (3.53.b)$$

式中 $\bar{h}(k) = h(-k)$, 且 $a_j(k)$ 可由下式重建:

$$a_j(k) = \sum_{n=-\infty}^{\infty} a_{j+1}(k) h_0(k-2n) + \sum_{n=-\infty}^{\infty} d_{j+1}(k) h_1(k-2n) \quad (3.54)$$

图 3.9 和 3.10 分别是用滤波器组实现小波正变换和逆变换的示意图。

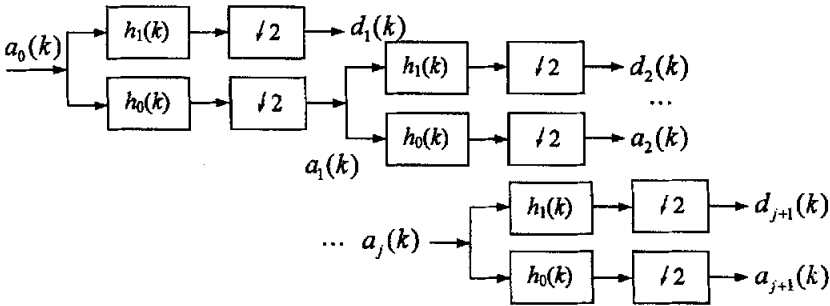


图 3.9 小波正变换的滤波器组实现

Fig 3.9 The filter bands realization of the wavelet transform

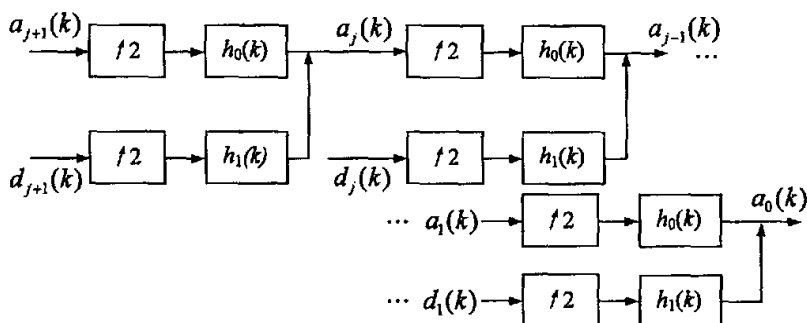


图 3.10 小波逆变换的滤波器组实现

Fig 3.10 The filter bands realization of the inverse wavelet transform

这个定理使小波变换的实现变得很容易。但在具体实现时，尚有一些具体的问题要解决，其中主要包括初始化问题，分解过程中数据逐渐减少的问题和边界问题。解决初始化问题最通用、最简便的方法是假定 $a_0(k) = x(k)$ ^[51,92,95,96]。解决数据减少可采用逐点计算和“多孔算法(Atrous Algorithm)”等^[51,92,95]来处理数据。至于边界问题可采用零延拓、对称延拓、周期延拓和边界滤波器等方法^[62,95]。图 3.11 是用多孔算法实现三级分解的 Mallat 算法流程。

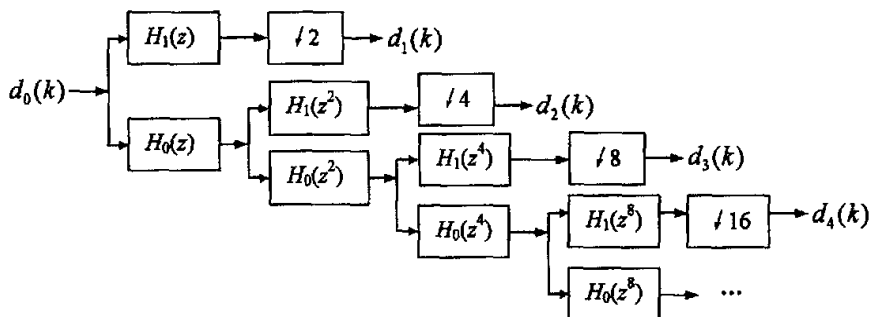


图 3.11 实现 Mallat 算法的“多孔算法”

Fig 3.11 The realization of Mallat algorithm by Atrous algorithm

3.3.5 常用小波

① Haar 小波

Haar 小波是小波分析中最早使用的紧支撑正交小波函数，其小波函数定义为

$$\psi(t) = \begin{cases} 1 & 1 \leq t \leq 1/2 \\ -1 & 1/2 \leq t \leq 1 \\ 0 & \text{其它} \end{cases}$$

其尺度函数、小波函数与相应的滤波器组如图 3.12 所示。

② Daubechies(dbN)小波系

Daubechies 函数是著名小波分析学者 Ingrid Daubechies 构造的小波函数,除了 db1(即 Haar 小波)外,其它小波都没有明确的表达式。db 小波函数 $\psi(t)$ 和尺度 $\phi(t)$ 的有限支撑长度为 $2N-1$, 小波函数的消失矩阶数为 N 。db 小波大多不具有对称性,对于有些小波函数不对称性是非常明显的,正则性随着阶数的增加而增加,属于正交小波。图 3.13 是 db4 和 db8 小波的尺度、小波函数和相应的分解重构滤波器组。

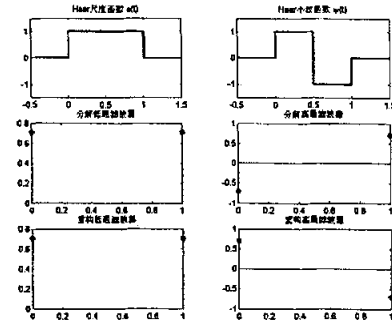


图 3.12 Haar 小波

Fig 3.12 Haar wavelet

③ 双正交(Biorthogonal, biorNr.Nd)小波系

双正交小波系的主要特性体现在具有线性相位上,它主要应用在信号与图像的重构中。分解和重构的小波并不相同,而是相互对偶的。图 3.14 是 bior2.4 和 bior4.4 双正交小波的尺度、小波函数和相应的分解重构滤波器组。

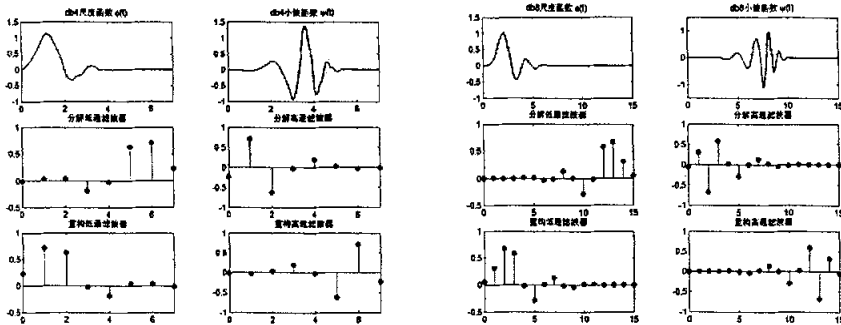


图 3.13 db 小波系示例

Fig 3.13 The demonstration of daubechies wavelet series

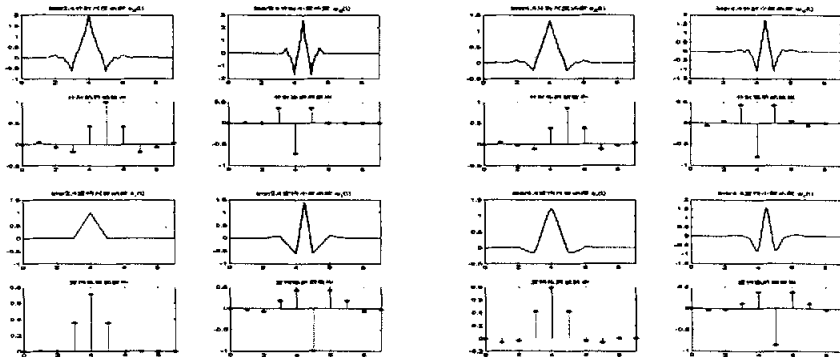


图 3.14 双正交小波示例

Fig3.14 The demonstration of biorthogonal wavelets

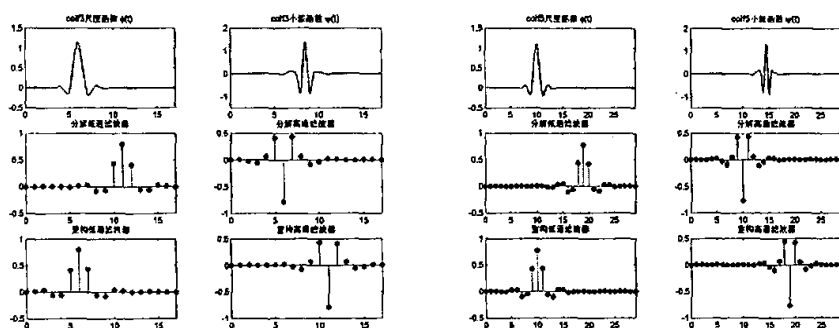


图 3.15 coif 小波系示例

Fig3.15 The demonstration of coiflet wavelet series

④ Coiflet(coifN)小波系

Coiflet 小波也是由 Daubechies 构造的正交小波系，它比 dbN 小波有更好的对称性。从支撑长度来看，coifN 具有和 db3N 及 sym3N 相同的支撑长度；从消失矩来看，coifN 具有和 db2N 及 sym2N 相同的消失矩数目。图 3.15 是 coif3 和 coif5 小波的尺度、小波函数和相应的分解重构滤波器组。

⑤ Symlets(symN)小波系

Symlets 小波系也是由 Daubechies 构造的正交小波系，它是 db 小波系的改进，具有近似对称性。图 3.16 是 sym4 和 sym8 小波的尺度、小波函数和相应的分解重构滤波器组。

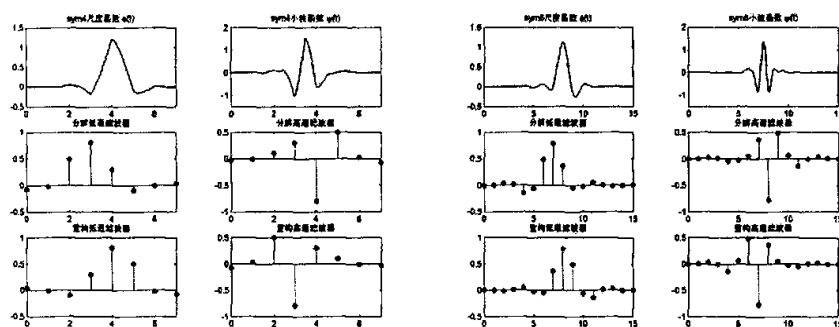


图 3.16 Symlets 小波系示例

Fig3.16 The demonstration of symlets wavelet series

⑥ Morlet 小波

它的小波函数是高斯包络下的单频率复正弦函数 $\psi(t) = Ce^{\frac{-t^2}{2}} e^{j\omega_0 t}$ ，它的尺度函数不存在。图 3.17 中实线代表小波函数的实部，虚线代表其虚部。

⑦ Mexican Hat 小波(也叫 Marr 小波)

它的小波函数是高斯函数的二阶导数(但是相差负号), 即 $\psi(t) = (1-t^2)e^{-\frac{t^2}{2}}$ 。

⑧ DOG(Different of Gaussian)小波

它的小波函数是两个尺度差一倍的高斯函数之差, 即 $\psi(t) = e^{-\frac{t^2}{2}} - \frac{1}{2}e^{-\frac{t^2}{8}}$ 。

图 3.17 分别是 Morlet 小波、Marr 小波和 DOG 小波的小波函数示意图。

⑨ Meyer 小波

Meyer 小波的小波函数和尺度函数都是在频率域中定义的, 它是紧支撑的正交小波。图 3.18 是 Meyer 小波的小波函数和尺度函数示意图。

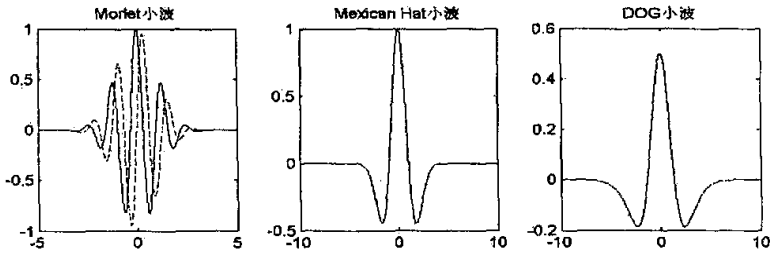


图 3.17 Morlet 小波、Marr 小波和 DOG 小波的小波函数

Fig 3.17 The wavelet functions of Morlet, Marr and DOG wavelet

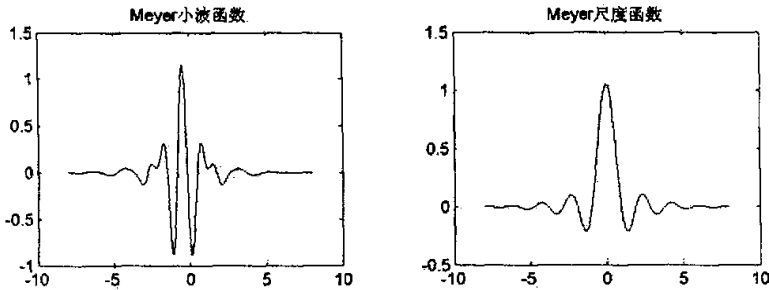


图 3.18 Meyer 小波的小波函数和尺度函数

Fig 3.18 The wavelet function and scale function of Meyer wavelet

除了上面的九类小波外, 还有样条小波(也叫 Battle-Lemarie 小波), 它具有两种形式, 一种具有确定的正交性, 一种不具有确定的正交性。它的尺度函数为各次的 B 样条函数。

3.3.6 正交小波包

多分辨率分析将 $L^2(R)$ 空间逐层进行分解, 即 V_0 分成 V_1 和 W_1 , 再将 V_1 分成 V_2 和

W_2, \dots , 其中 $V_0 = V_1 \oplus W_1$, $V_1 = V_2 \oplus W_2$ 。对同一尺度 j , V_j 是低频空间, W_j 是高频空间, 因此, 信号 $x(t)$ 在 V_j 中的展开系数 $a_j(n)$ 反映了信号的“概貌”, 而在 W_j 中的展开系数 $d_j(n)$ 反映了信号的“细节”, 也即 $x(t)$ 的小波系数。由于这种分解具有恒 Q 性质, 即在高频端可获得很好的时域分辨率, 而在低频端获得很好的频域分辨率。因此, 这种分解相对均匀滤波器组和短时傅里叶变换有着许多突出的优点, 获得了广泛的应用。

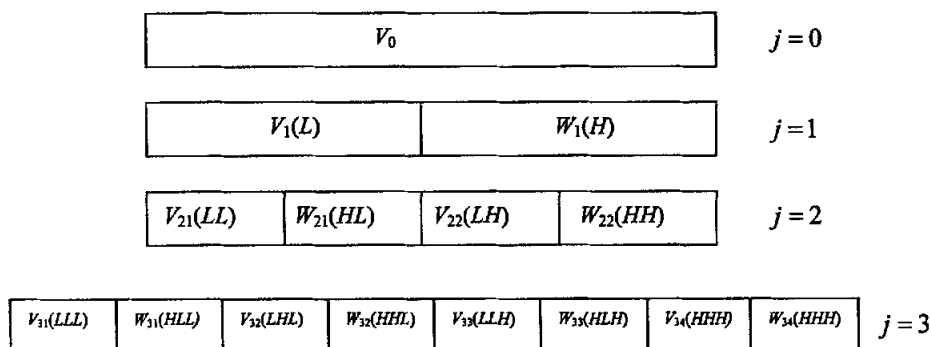


图 3.19 频率空间的逐级分解

Fig 3.19 The decomposition of frequency space

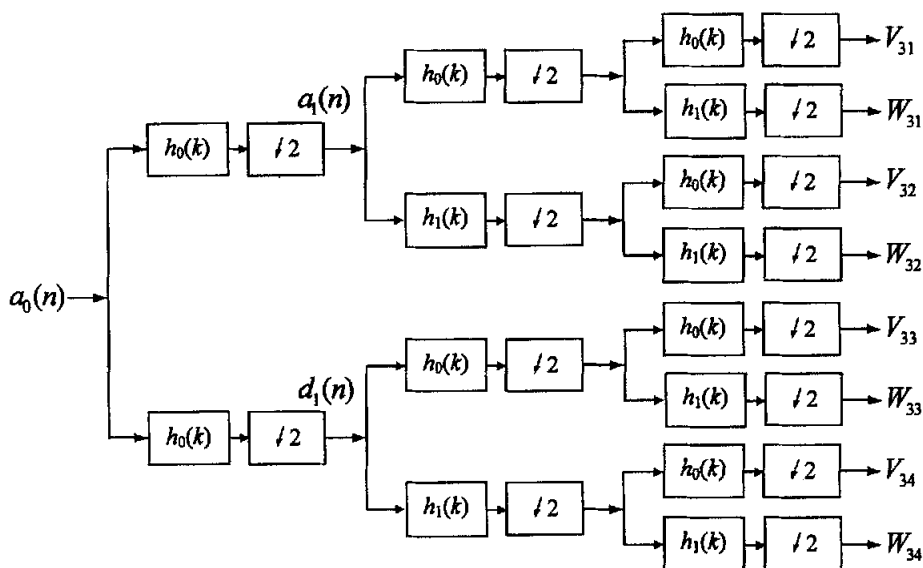


图 3.20 图 3.19 的滤波器组实现

Fig 3.20 The implementation of Fig 3.19 by filter banks

但这种分解仅是将 V_j 逐级往下分解, 而对 W_j 不再作分解。将 W_1 和 W_2 相比, 显然, W_1 对应最好的时域分辨率, 但是有着最差的频域分辨率。这在既想得到好的时域分辨率又想得到好的频域分辨率的场合是不能满足需要的。当然, 在任何情况下, 时域-频域分辨率之间都要受到不定原理的制约, 但毕竟可根据工作的需要在二者之间取得最好的折中。例如, 在多分辨率分解的基础上, 可将 W_j 空间再作分解, 如图 3.19 所示。这种空间分解可用图 3.20 的滤波器组来实现。

在该图的分解中, 任取一组空间进行组合, 如果这一组空间能将空间 V_0 覆盖, 且相互之间不重合, 则称这一组空间中的正交归一基的集合构造了一个小波包 (Wavelet Packet, WP)^[51,62,95]。显然, 小波包的选择不是唯一的, 也即对信号分解的方式不是唯一的。这就提出了所谓“最佳小波包”的选择问题。一个最佳小波包的选择取决于三个因素: 信号本身的性质; 信号分解的目的和“最佳”原则的选择。无论何种目的, 在决定“最佳小波包”的过程中, 总要确定一个“代价函数”, 从而使在各种小波包选择的可能中, 所选择的一种具有最小的代价函数。至今, 人们已提出了多种代价函数的选择方法, 如“编码率-失真(R-D)指标”^[51], “Shannon 熵判据”^[99], “范数(Norm)”^[51]判据等。

小波和小波包的优异性能使它们在噪声消除^[100]、奇异值检测^[101]和数据压缩^[102,103]等方面取得了广泛而成功的应用。

3.4 二次时频分布

二次时频分布, 也称为双线性时频分布^[24,25,27,62,92,104,105], 主要是 Wigner 分布及具有更一般形式的 Cohen 类分布。所谓双线性, 是指所研究的信号在时频分布数学表达式中以相乘的形式出现两次, 有的文献又称为非线性时频分布^[104,105]。

3.4.1 Wigner 分布

① 连续 Wigner 分布的定义和离散信号的 Wigner 分布计算

信号 $x(t)$ 的自 Wigner 定义为

$$W_x(t, \Omega) = \int_{-\infty}^{\infty} r_x(t, \tau) e^{-j\Omega\tau} d\tau = \int_{-\infty}^{\infty} x(t + \tau/2) x^*(t - \tau/2) e^{-j\Omega\tau} d\tau \quad (3.55)$$

其中, $r_x(t, \tau) = x(t + \tau/2) x^*(t - \tau/2)$ 称为信号 $x(t)$ 瞬时自相关函数。

若令对信号 $x(t)$ 的抽样间隔为 T_s , 即 $t = nT_s$, 并令 $\tau/2 = kT_s$, 则 $\tau = 2kT_s$, 这样, (3.57)式对 τ 的积分变成对 k 的求和, 即

$$W_x(t, \Omega) = 2T_s \sum_{k=-\infty}^{\infty} x(nT_s + kT_s) x^*(nT_s - kT_s) e^{-j2k\Omega T_s} \quad (3.56)$$

若将 T_s 归一化为 1, 并考虑到相对离散信号的频率 $\omega = \Omega T_s$, 则上式变为:

$$W_x(t, \omega) = 2 \sum_{k=-\infty}^{\infty} x(n+k) x^*(n-k) e^{-j2k\omega} \quad (3.57)$$

将 $x(t)$ 变成 $x(n)$, 则 $x(t)$ 的频谱 $X(j\Omega)$ 将变成周期的频谱 $X(e^{j\omega})$, 周期为 2π , 且 2π 对应的抽样频率为 f_s 。与此类似的是, $x(t)$ 的 Wigner 分布 $W_x(t, \Omega)$ 也变成周期的 $W_x(n, \omega)$, 但是, 由(3.59)式, $W_x(n, \omega)$ 的周期为 π , 即:

$$W_x(n, \omega + \pi) = 2 \sum_{k=-\infty}^{\infty} x(n+k)x^*(n-k)e^{-j2k(\omega+\pi)} \quad (3.58)$$

根据 Shannon 采样定理^[86,87], 若 $x(t)$ 的最高频率为 f_{\max} , 那么, 抽样频率至少应满足 $f_s \geq 2f_{\max}$ 。如若按 $f_s = 2f_{\max}$ 对 $x(t)$ 抽样, 那么用抽样后的 $x(n)$ 做 WVD, 由于其周期变为 π , 因此在 WVD 中必将产生严重的混迭。解决这一问题的直接方法是提高抽样频率, 要求 f_s 至少要满足 $f_s \geq 4f_{\max}$ 。但是, 一旦信号 $x(t)$ 由 $f_s = 2f_{\max}$ 抽样变成 $x(n)$ 后, 要想对 $x(t)$ 重新抽样是困难的。解决该问题的较为简便的方法是采用解析信号或对 $x(n)$ 作插值, 人为地将其抽样频率 f_s 提高^[87,92,96]。

② Wigner 分布中交叉项

如果信号 $x(t)$ 由两个信号 $x_1(t)$ 和 $x_2(t)$ 相加而成, 即 $x(t) = x_1(t) + x_2(t)$, 则它的 WVD 为:

$$\begin{aligned} W_x(t, \Omega) &= \int_{-\infty}^{\infty} [x_1(t+\tau/2)x_1^*(t-\tau/2)][x_2(t+\tau/2)x_2^*(t-\tau/2)]e^{-j\Omega\tau} d\tau \\ &= W_{x_1}(t, \Omega) + W_{x_2}(t, \Omega) + 2\text{Re}[W_{x_1, x_2}(t, \Omega)] \end{aligned} \quad (3.59)$$

从该式可以看出, 两个信号和的 WVD 并不等于它们各自 WVD 的和。式中最后一项是 $x_1(t)$ 和 $x_2(t)$ 的互 WVD, 称之为“交叉项”, 它是引进的干扰。交叉项的存在是 WVD 的一个严重缺点。一般, 若 $x(t)$ 会有 N 个分量, 那么这些分量之间共产生 $N(N-1)/2$ 个互项的干扰。交叉项的存在将严重影响对自项的识别, 从而也严重影响了对信号时频行为的识别。

3.4.2 Cohen 类分布

近几十年来人们还提出了很多其它具有双线性行式的时频分布, 这些时频分布大都是 Wigner 分布的改进。1966 年, Cohen 给出了时频分布的更一般表示形式^[85]:

$$C_x(t, \Omega; g) = \frac{1}{2\pi} \iiint x(u+\tau/2)x^*(u-\tau/2)g(\theta, \tau)e^{-j(\Omega+\Omega\tau-u\theta)} du d\tau d\theta \quad (3.60)$$

该式中共有五个变量, 即 t , Ω , τ , θ 和 u 。它们的含义分别为: t 是时间, Ω 是频率, τ 是时移, θ 是频移, u 是积分变量。式中 $g(\theta, \tau)$ 称为时频分布的核函数, 也可以理解为是加在原 Wigner 分布上的窗函数。给出不同的 $g(\theta, \tau)$, 就可以得到不同类型的时频分布。

在 Cohen 类时频分布的讨论及抑制交叉项的方法中, 雷达信号处理中广泛应用的模糊函数(Ambiguity Function, AF)^[24,92,96]起着重要的作用。

① 模糊函数

对信号 $x(t)$ 的瞬时自相关函数 $r_{xx}(t, \tau)$ 其中的变量 τ 作傅里叶变换是信号 $x(t)$ 的 WVD, 而信号模糊函数 $A_x(\theta, \tau)$ 定义为对瞬时自相关函数 $r_x(t, \tau)$ 相对于变量 t 的傅里叶逆变换, 即:

$$A_x(\theta, \tau) = \frac{1}{2\pi} \int_{-\infty}^{\infty} r_{xx}(t, \tau) e^{j\theta t} dt \quad (3.61)$$

信号的 WVD 与其模糊函数有如下的关系

$$W_x(t, \Omega) = \iint A_x(\theta, \tau) e^{-j(\theta + \Omega\tau)} d\theta d\tau \quad (3.62)$$

该式说明, 信号 $x(t)$ 的 WVD 是其模糊函数的二维傅里叶变换。WVD 和 AF 只是信号 $x(t)$ 在两个不同域的表示形式。 t, Ω, τ, θ 四个变量的不同组合形成了不同的“域”, 即: (t, Ω) , 时-频域, 对应 $W_x(t, \Omega)$; (t, τ) : 瞬时自相关域, 对应 $r_x(t, \tau)$; (Ω, θ) , “瞬时”谱自相关域, 对应 $R_x(\Omega, \theta)$; (θ, τ) , 模糊函数域, 对应 $A_x(\theta, \tau)$ 。

② Cohen 类分布

从(3.60)式可以看出给定不同的核函数, 就可以得到不同形式的时频分布。当核函数取最简单的形式, 即 $g(\theta, \tau) = 1$ 时, Cohen 类分布变为 Wigner 分布。也就是说, Wigner 分布是 Cohen 类的成员, 且是最简单的一种。

当 $g(\theta, \tau) = \int_{-\infty}^{\infty} h(u + \tau/2) h^*(u - \tau/2) e^{-j\theta u} du$ 时, Cohen 类分布变为谱图, 说明谱图也是 Cohen 类的成员。近二十年来, 人们利用不同的核函数提出的时频分布的形式不下十多种^[27,104,105], 分别如表 3.1 所示。

表 3.1 Cohen 类分布及其核函数

Table 3.1 Cohen distributions and their kernel functions

分布名称	核函数 $g(\theta, \tau)$	分布名称	核函数 $g(\theta, \tau)$
Wigner	1	Page 分布	$e^{j\theta\tau/2}$
伪 Wigner 分布	$h(\tau)$	Choi-Williams 分布 (指数分布)	$e^{-\theta^2\tau^2/\sigma}$
Re [Rihaczek] 分布	$\cos(\theta\tau/2)$	Zhao-Atlas-Marks 分 布	$2g_1(\tau) \frac{\sin(\theta \tau /a)}{\theta}$
Rihaczek 分布	$e^{j\theta\tau/2}$	Born-Jordan 分布	$\frac{\sin(a\theta\tau)}{a\theta\tau}$
Spectrogram (谱图)	$\int_{-\infty}^{\infty} h(u + \tau/2) h^*(u - \tau/2) e^{-j\theta u} du$		

注意到, 当 $g(\theta, \tau) = 1$ 时, 这意味着该核函数是 (θ, τ) 平面上的二维全通函数。 (θ, τ) 平面, 模糊函数的自项对应 WVD 的互项(即交叉项)^[24,25], 且 AF 的互项远离 (θ, τ) 平面的原点。由于 Wigner 分布的 (θ, τ) 是全通函数, 它对 AF 的互项无抑制

作用, 因此, 其 WVD 也就存在着较大的交叉项。自然, 应该选择 (θ, τ) 平面上的二维低通函数来作为 $g(\theta, \tau)$ 。

3.4.3 二次时频分布所希望的性质及对核函数的约束

采用不同的核函数就可以得到不同的分布。因此, 通过对核函数的性能分析, 可以考察其相应分布的时频性能。对核函数施加一些制约条件^[27,54-55], 有可能得到我们所希望的时频分布性质。表 3.2 列出了这些性质(P_i)和对核函数相应的制约(Q_i)。然而, 在目前已提出的各种时频分布中, 还没有一个能满足 P_0 至 P_{10} 的所有性质。常见的几种时频分布方法它们所满足的性质^[27,54-55]见表 3.3 所示。

表 3.2 所希望的时频分布性质及对核函数的制约

Table 3.2 The desired time-frequency properties and corresponding restrictions of the kernel function

性质名称	表达式	对核函数的制约
P_0 : 非负性	$C_x(t, \Omega) \geq 0, \forall t, \forall \Omega$	Q_0 : $g(\theta, \tau)$ 是某些函数的模糊函数
P_1 : 实值性	$C_x(t, \Omega) \in R, \forall t, \forall \Omega$	Q_1 : $g(\theta, \tau) = g^*(-\theta, -\tau)$
P_2 : 时移	$s(t) = x(t - t_0)$ $C_x(t, \Omega) = C_x(t - t_0, \Omega)$	Q_2 : $g(\theta, \tau)$ 不决定于 t
P_3 : 频移	$s(t) = x(t)e^{j\Omega_0 t}$ $C_x(t, \Omega) = C_x(t, \Omega - \Omega_0)$	Q_3 : $g(\theta, \tau)$ 不决定于 Ω
P_4 : 时间边界条件	$\frac{1}{2\pi} \int_{-\infty}^{\infty} C_x(t, \Omega) d\Omega = x(t) ^2$	Q_4 : $g(\theta, 0) = 1, \forall \theta$
P_5 : 频率边界条件	$\int_{-\infty}^{\infty} C_x(t, \Omega) dt = X(j\Omega) ^2$	Q_5 : $g(0, \tau) = 1, \forall \tau$
P_6 : 瞬时频率	$\Omega_i(t) = \frac{\int_{-\infty}^{\infty} \Omega C_x(t, \Omega) d\Omega}{\int_{-\infty}^{\infty} C_x(t, \Omega) d\Omega}$	Q_6 : Q_4 及 $\left. \frac{\partial g(\theta, \tau)}{\partial \tau} \right _{\tau=0} = 0, \forall \theta$
P_7 : 群延迟	$\tau_g(\Omega) = \frac{\int_{-\infty}^{\infty} t C_x(t, \Omega) dt}{\int_{-\infty}^{\infty} C_x(t, \Omega) dt}$	Q_7 : Q_5 及 $\left. \frac{\partial g(\theta, \tau)}{\partial \tau} \right _{\theta=0} = 0, \forall \tau$
P_8 : 时间支持域	若对 $ t > t_c, x(t) = 0$ 则 $C_x(t, \Omega) = 0, t > t_c$	Q_8 : $\int_{-\infty}^{\infty} g(\theta, \tau) e^{-j\theta\tau} d\theta = 0, \tau < 2 t $
P_9 : 频率支持域	若对 $ \Omega > \Omega_c, X(j\Omega) = 0$ 则 $C_x(t, \Omega) = 0, \Omega > \Omega_c$	Q_9 : $\int_{-\infty}^{\infty} g(\theta, \tau) e^{-j\Omega\tau} d\tau = 0, \theta < 2 \Omega $
P_{10} : 减少干扰		Q_{10} : $g(\theta, \tau)$ 是一个 2-D 低通滤波器

表 3.3 六个时频分布性质的比较

Table 3.3 The comparison of six time-frequency representation

分布名称	P_0	P_1	P_2	P_3	P_4	P_5	P_6	P_7	P_8	P_9	P_{10}
Wigner		√	√	√	√	√	√	√	√	√	
Rihaczek			√	√	√	√			√	√	
Re [Rihaczek]		√	√	√	√	√	√	√	√	√	√
Choi—williams		√	√	√	√	√	√	√			√
Spectrogram	√	√	√	√	√						√
Born—Jordan		√	√	√	√	√	√	√	√	√	√

3.5 本章小结

本章深入研究了各种时频分析方法的理论、性质和计算方法，为后面利用这些方法对心率变异性进行研究打下了坚实的理论基础。本文研究的时频分析方法主要包括线性时频和二次时频，线性时频有短时傅里叶变换、Gabor 变换和小波变换，二次时频主要是 Cohen 类分布。其中小波分析由于可以由粗及精地观察信号，并且其时频分辨率与人们对信号分析的要求相适应，因此受到了广泛的关注。HRV 信号是非平稳信号，特别是在长时程记录中，这种非平稳性更加显著。这为我们应用时频分析方法对 HRV 信号进行分析提供了可能，提取它随时间变化的频率有望获得比常规的时域和频域分析方法更多的信息。

4 心率变异性信号的获得和预处理

4.1 概述

心率变异性指的是连续心跳间瞬时心率的微小涨落或逐拍 R 波间期的微小差异^[1-5]。由此可见,要想获得 HRV 信号,必须先得到逐次心跳的瞬时心率,而要获得逐次心跳的瞬时心率,又必须先获得逐次心跳的间期,因此,检测逐次心跳周期成为 HRV 信号获得的关键。

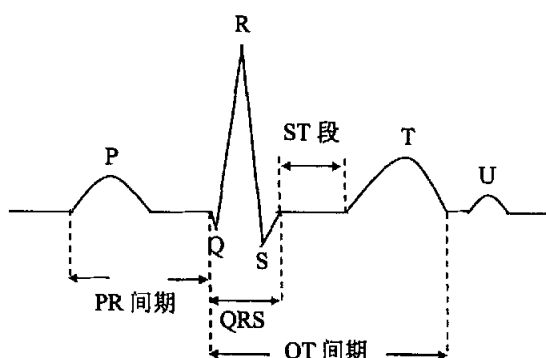


图 4.1 模式心电图解

Fig 4.1 Schematic diagram of the ECG

常规心电图是由一系列“波组”构成的曲线图,如图 4.1 所示,按顺序分别称为 P、Q、R、S、T、U 波。心脏的每次搏动,包括心房和心室的顺序机械性收缩和舒张,称为一个心动周期,而这种搏动总是从心房开始的,心房的激动(心房除极)在心电图中的表现是 P 波,因此,心动周期原始的定义为逐次 P 波间期(即两相邻的 P 波波峰之间的时间)。

然而, P 波的波幅很小,发生时刻不易测准,有时甚至难以检测出来,而 R 波则要比 P 波突出得多,因此,在临床上为了提高采集 HRV 信号的准确性,总是用测量逐拍 R 波间期(即两相邻 R 波波峰之间的时间)来代替逐拍 P 波间期,事实上在正常情况下,二者几乎等效。由此可见,正确地检测 QRS 波群并准确地测量出 R 波波峰的发生时刻是 HRV 信号采集的关键。

为了准确检测 QRS 群波,我们需要对 ECG 信号进行预处理,即滤除心电记录过程中产生的各种噪声和干扰,然后在心电曲线上用确定的基点来标定 QRS 波群。标定 QRS 波群的方法有很多种,对噪声的敏感度也不尽相同^[104,105],可是对滤波预处理后的 ECG 信号,各种算法的检测性能差异不大。在标定过程中,ECG 信号的采样频率影响也比较大,如果 ECG 信号的采样频率过低,在确定 QRS 波群基点时会产生抖动,从而引入了 RR 间期的测量误差,同时也会在 HRV 的频谱中引入误差,并且此误差更多地影响高频成分。

4.2 心电信号预处理

心电信号作为心脏电生理活动在体外的表现,一般比较微弱^[106],幅度为

$10\mu\text{V} \sim 5\text{mV}$, 频率为 $0.01 \sim 100\text{Hz}$ 。整个心动周期信号带宽主要集中在 $0 \sim 58 \pm 19\text{Hz}$ 。在对 ECG 信号进行 QRS 波群的检测之前需对其进行一些预处理, 目的是去除记录 ECG 信号过程中受到的各种干扰, 这些干扰包括: 工频干扰、电极接触噪声、基线漂移和呼吸影响, 肌电干扰以及所用电子设备产生的仪器噪声^[106]。

4.2.1 基于自适应滤波的工频干扰和基线漂移消除

由于供电线路几乎无所不在, 且心电采集设备通常采用照明电源供电, 因此人体在电磁环境中通过各种途径拾取的工频干扰常常成为心电测量中主要的干扰源^[107], 此外, 由人体呼吸、电极移动以及直流放大器的零点漂移都可能使记录到的 ECG 信号包含有一慢变的趋势项, 称为基线漂移。消除工频干扰的经典方法是使用陷波器, 而消除基线漂移这类的低频干扰的方法是使用高通滤波器。然而, 由于我们自发研制的心电采集设备的采样频率设置为 1000Hz , 若采用传统的 FIR 滤波器来实现消除工频和肌电干扰的陷波器和高通滤波器, 其阶数一般都比较。过高的滤波器阶数不仅会增加处理信号的延迟时间, 损失较多的有用信号, 而且滤波过程运算量大, 运行速度慢, 因此, 本文采用了一种基于自适应噪声对消器的陷波器和高通滤波器, 这种对消器能提供易于控制的带宽, 极其深的零点, 以及具有自适应地跟踪干扰频率和相位的能力, 用这种方法实现的单频率陷波器只需两个实权, 而实现的去基漂高通滤波器只需要一个实权。

① 单频率自适应对消器基本原理^[108-109]

单一频率的自适应噪声对消器原理图如图 4.2 所示:

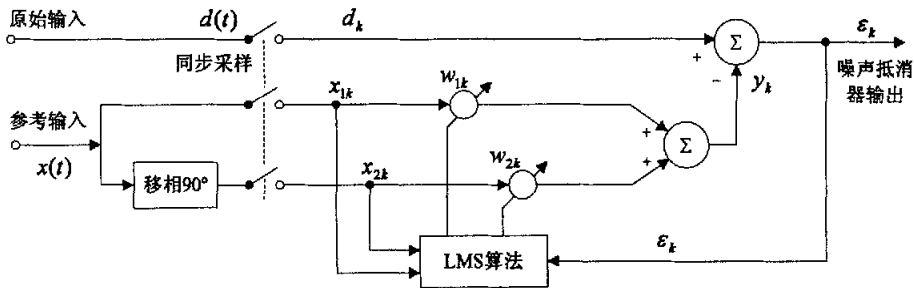


图 4.2 单频率自适应噪声对消器

Fig 4.2 The structure of the adaptive noise canceller

图 4.2 表示一个具有两个实权的自适应噪声对消器。它等效于有一个复权的噪声对消系统, 即用两个实权达到同时调整单一频率正弦波的幅度和相位, 以消除干扰的目的。参考信号是频率为 $f_0\text{Hz}$ 的纯正弦波。图中第一个权的输入直接由参考输入采样得到, 而第二个权输入是将第一个权输入移相 90° 后产生的。它们可分别表示为:

$$\begin{cases} x_{1k} = C \cos(k\omega_0 + \varphi) \\ x_{2k} = C \sin(k\omega_0 + \varphi) \end{cases} \quad (4.1)$$

其中数字角频率为 $\omega_0 = 2\pi f_0 T_s$ (T_s 为采样周期), C 为幅度, φ 为初相。

权的迭代采用 LMS 算法^[108-109], 权值更新为:

$$\begin{cases} w_{1,k+1} = w_{1k} + 2\mu e_k x_{1k} \\ w_{2,k+1} = w_{2k} + 2\mu e_k x_{2k} \end{cases} \quad (4.2)$$

根据其信号流程图可以求出闭环传输函数 $H(z)$:

$$H(z) = \frac{z^2 - 2z \cos \omega_0 + 1}{z^2 - 2(1 - \mu C^2)z \cos \omega_0 + 1 - 2\mu C^2} \quad (4.3)$$

式(4.3)表明了一个单一频率的对消器, 在参考频率 ω_0 处有零点, 且精确地定位于 z 平面单位圆上的 $z = e^{\pm j\omega_0}$ 处, 而极点则位于

$$p_{1,2} = (1 - \mu C^2) \cos \omega_0 \pm j[(1 - 2\mu C^2) - (1 - \mu C^2)^2 \cos^2 \omega_0]^{1/2} \quad (4.4)$$

极点在单位圆内, 故闭合以后的系统是稳定的, 它们与原点的径向距离均为 $(1 - 2\mu C^2)^{1/2}$, 近似等于 $(1 - \mu C^2)$, 且其角度为

$$\pm \arccos[(1 - \mu C^2)(1 - 2\mu C^2)^{-1/2} \cos \omega_0] \quad (4.5)$$

对于慢自适应过程而言, 上式中 μC^2 很小, 括号内因子

$$\begin{aligned} \frac{1 - \mu C^2}{(1 - 2\mu C^2)^{1/2}} &= \left[\frac{1 - 2\mu C^2 + \mu^2 C^2}{1 - 2\mu C^2} \right]^{1/2} \\ &= (1 + \mu^2 C^4 + \dots)^{1/2} = 1 + \frac{1}{2} \mu^2 C^4 + \dots \end{aligned} \quad (4.6)$$

可以说与 1 十分接近, 因此, 在实际情况下极点的角度几乎与零点的角度相等。传输函数的极点和零点位置, 及半功率点宽度见图 4.3 所示。因为零点在单位圆上, 故传输函数在 $\omega = \omega_0$ 处的凹口深度为无穷深, 凹口的尖锐程度, 由极点和零点的接近程度确定。相对的零、极点分开距离近似等于 μC^2 。沿单位圆(或半角度)跨半功率点之间的距离之弧长, 即为凹口滤波器的“带宽”, 可以看出它为

$$BW = 2\mu C^2 \text{ rad} = \frac{\mu C^2}{\pi T_s} \text{ Hz} \quad (4.7)$$

凹口尖锐度可以用“品质因素”来表征, 它定义为 中心频率和带宽之比, 即

$$Q = \frac{\text{中心频率}}{\text{带宽}} = \frac{\omega_0}{2\mu C^2} \quad (4.8)$$

因此, 当参考输入为一正弦波时, 单一频率的自适应噪声对消器等效于一个稳定的陷波器, 即使参考频率作缓慢变化时, 自适应过程也能调整对消所需的正确相位关系, 所以, 零点的深度一般都优于固定陷波器的零点深度。

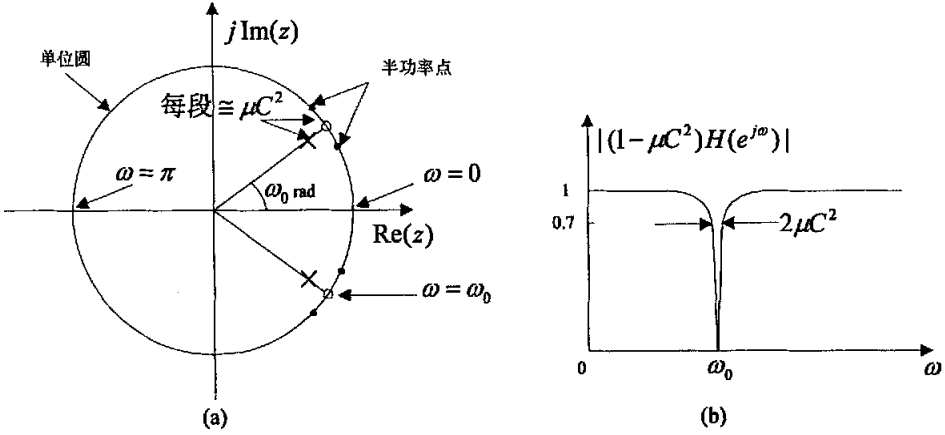


图 4.3 单一频率自适应噪声对消器传递函数的特性

(a) 零点和极点的位置; (b) 传输函数的幅频特性

Fig 4.3 The transfer function properties of the adaptive noise canceller

(a) The position of the zeros and poles (b) The amplitude-frequency response of the transfer function

② 工频干扰消除的仿真

由于我们采用软件自适应滤波, 因此参考信号 x_{1k} 和 x_{2k} 由软件给定, 实际使用时, 设定陷波器带宽为 2Hz, 步长 $\mu = 0.05$, 由(4.7)式可以计算得到参考信号的幅度为 $C = 0.35$, 滤波仿真结果如图 4.4 所示。

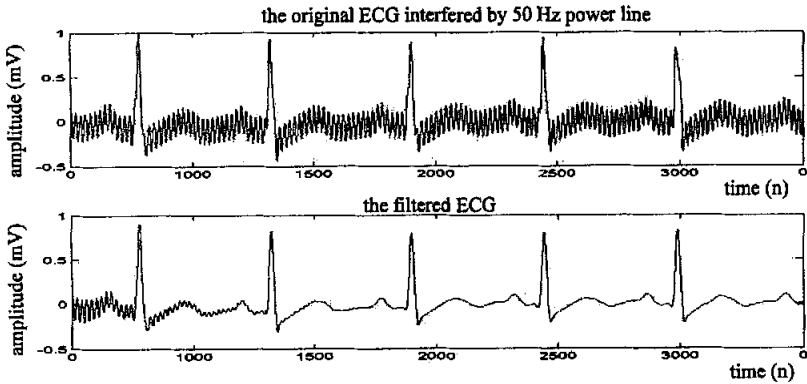


图 4.4 基于自适应陷波器的 ECG 工频干扰消除仿真

Fig 4.4 Simulation of the adaptive notch filter for reduction of power line interference

从图中可以看到, 在一个心动周期后, 工频干扰就基本被完全消除, 若固定 C 不变, 改变步长 μ 可以调整陷波器的收敛时间和带宽。

③ 基线漂移干扰消除的仿真

如果我们将自适应陷波器的凹口位置放在零频率处, 那么就可以将其作为高

通滤波器来使用。在这种情况下, 仅需要一个实权, 相应的参考输入为一任意的直流电平(零电平除外), 就能对消原始输入中的直流或低频漂移。我们采用这种方法来消除 ECG 信号中的基线漂移, 设置步长 $\mu = 0.01$, 参考电平 $C = 1$, 仿真结果如图 4.5 所示。

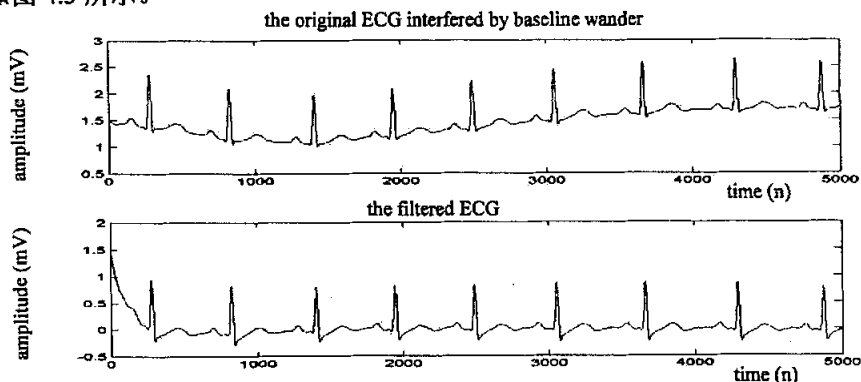


图 4.5 基于自适应滤波的 ECG 基线漂移消除仿真

Fig 4.5 Simulation of the adaptive filter for reduction of ECG baseline wander

4.2.2 基于等纹波滤波器的高频干扰消除

用电设备产生的仪器噪声和高频肌电(Electromyogram, EMG)都会影响正常的心电记录, 因此, 我们通常会采用低通滤波器来滤除这些高频干扰。在这里我们采用基于 Parks-McClellan 算法的等纹波滤波器来设计低通滤波器。

① 等纹波滤波器基本原理^[87]

设计 FIR 数字滤波器的傅里叶级数法(窗函数法)和频率抽样法都是在不同意义上对所给理想频率特性 $H_d(e^{j\omega})$ 的逼近, 从数值逼近的理论来看, 对某个函数 $f(x)$ 的逼近一般有三种方法, 即插值法、最小平方逼近法和一致逼近法。

所谓插值, 即是寻找一 n 阶多项式(或三角多项式) $p(x)$, 使它在 $n+1$ 个点 x_0, x_1, \dots, x_n 处满足 $p(x_k) = f(x_k)$, $k = 0, 1, \dots, n$, 而非在插值点上, $p(x)$ 是 $f(x_k)$ 的某种组合。当然, 在非插值点上, $p(x)$ 和 $f(x)$ 存在有一定的误差。频率抽样法可以看作是插值法, 它在抽样点 ω_k 上保证了 $H(e^{j\omega_k}) = H_d(e^{j\omega_k})$, 而在非抽样点上, $H(e^{j\omega})$ 是插值函数的线性组合, 其权是 $H_d(e^{j\omega_k})$ 。这种设计方法有缺点, 即通带和阻带的边缘不易精确地确定。

最小平方逼近, 使在所需要的范围内, 如区间 $[a, b]$ 上, $[p(x) - f(x)]^2$ 的积分为最小。这种设计方法是着眼于使整个区间 $[a, b]$ 内的总误差为最小。但它并不一定能保证在每个局部位置误差都最小。实际上, 在某些位置上, 有可能存在着较大的误差。傅里叶级数法就是一种最小平方逼近法。该方法在间断点处出现了较大的过冲(Gibbs 现象)。为了减小这种过冲和欠冲, 采用了加窗口的方法, 当然,

加窗后的设计法，已不再是最小平方逼近。

另外一种逼近方法，是着眼于在所需要的区间 $[a, b]$ 内，使误差函数 $E(x) = |p(x) - f(x)|$ 较均匀一致，并且通过合理地选择 $p(x)$ ，能使 $E(x)$ 的最大值 E_{\max} 达到最小。这种逼近方法被称为最佳一致逼近。切比雪夫(Chebyshev)逼近理论解决了 $p(x)$ 的存在性、唯一性及如何构造等一系列问题。McCellan J.H, Parks T.W 和 Rabiner L.R 等^[110-112]应用 Remez 交换算法和 Chebyshev 逼近理论提出了一种 FIR 滤波器的计算机辅助设计方法，称为 Parks-McClellan 算法。这种设计方法由于在一致意义上对 $H_d(e^{j\omega})$ 作最佳逼近，因而获得了较好的通带和阻带性能，并能准确地指定通带和阻带的边缘，而在幅频特性上显现出等纹波特性，因此又被称为等纹波滤波器。

② 低通滤波器设计和滤波仿真

我们用 Parks-McClellan 算法设计了一个 40 阶的截止频率为 100Hz 的 FIR 滤波器，其频率响应曲线如图 4.6 所示，滤波仿真如图 4.7 所示。

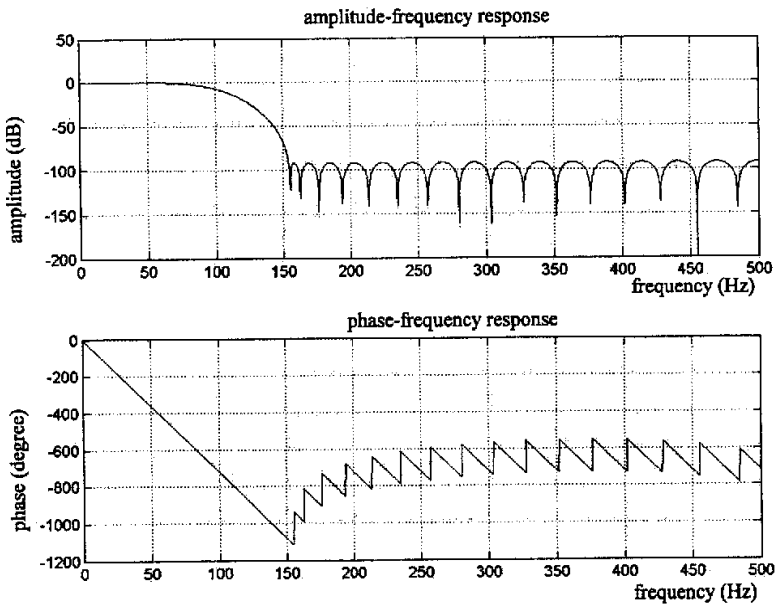


图 4.6 低通滤波器的频率响应曲线

Fig 4.6 Frequency response curve of the low-pass filter

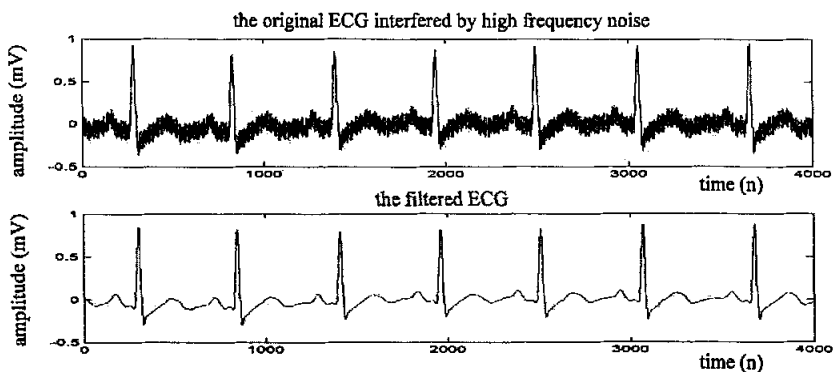


图 4.7 低通滤波器消除高频干扰仿真

Fig 4.7 Simulation of the low-pass filter for reduction of high frequency interference

4.2.3 基于中值滤波的脉冲干扰消除

由于 ECG 采集仪器受外界电磁环境的干扰, 有时记录的数据会出现如图 4.7 所示的脉冲干扰, 这样的脉冲干扰有时会严重影响 QRS 波检测, 因此必须滤除。滤除这类干扰可以采用中值滤波^[113]的方法。中值滤波是一种非线性滤波方法, 它可以保护信号的边缘, 使其不被模糊, 而有效地去除脉冲噪声。中值滤波的方法比较简单, 可以按照下面的步骤进行:

- 1) 取长度为 $L = 2N + 1$ 的滤波窗口, 截取信号 $x(n - N), \dots, x(n), \dots, x(n + N)$;
- 2) 将所有数据按照从小到大的秩序排列后, 取中值作为输出, 即

$$y(n) = \text{median}[x(n - N), \dots, x(n), \dots, x(n + N)]$$

当窗口的宽度为 $2N + 1$ 时, 信号序列中宽度不大于 N 的脉冲便会被清除, 它是建立在最小绝对误差准则上的最佳滤波。滤波仿真如图 4.8 所示。

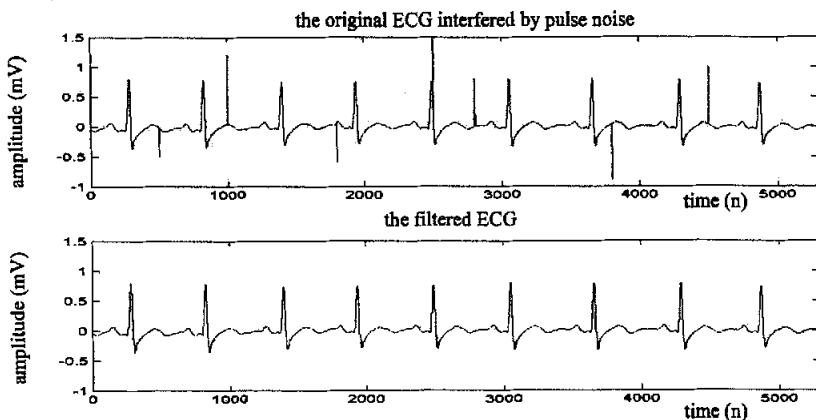


图 4.8 中值滤波消除 ECG 中的脉冲干扰

Fig.4.8 Median filtering for reduction of ECG pulse interference

4.3 QRS 波检测

4.3.1 概述

在心电预滤波之后,就可以进行 QRS 波检测了, QRS 波检测也是 HRV 信号获得的关键。目前有关不同噪声背景下 QRS 波群检测的算法有^[73,104-105,114]:

- 1) 基于信号差分和数字滤波器的检测方法;
- 2) 基于小波和滤波器组的检测方法;
- 3) 基于自适应滤波和人工神经网络(Artificial Neural Networks)的检测方法;
- 4) 基于隐马尔科夫模型(Hidden Markov Models, HMM)的检测方法;
- 5) 基于数学形态学(Mathematical Morphology)的检测方法;
- 6) 基于匹配滤波(Matched Filters)的检测方法;
- 7) 基于遗传算法(Genetic Algorithm, GA)的检测方法;
- 8) 基于希尔伯特变换(Hilbert Transform)的检测方法;
- 9) 基于信号长度和能量的检测方法;
- 10) 基于过零(Zero-Crossing)检测的方法;
- 11) 基于心电模版(Benchmark)的检测方法;

其中基于信号差分和数字滤波器的检测方法又分为:

- 1) 基于波幅和一阶导数的算法;
- 2) 只基于一阶导数的算法;
- 3) 基于一阶导数和二阶导数的算法;
- 4) 基于数字滤波器的算法;

QRS 波群的检测算法可谓是丰富多样,而其中一些算法是为了在强噪声背景下检测而提出的,对于经过充分预处理的心电信号,一般各种简单的算法都能准确地检测出 QRS 波群。本文主要研究了基于信号波幅和一阶导数的检测算法以及基于小波变换的检测方法。

4.3.2 基于波幅和一阶导数的检测算法

基于波幅和一阶导数的检测算法比较简单,且检测结果也比较满意,现将原理概述如下。

设记录的 ECG 信号为 $x(n)$,如果记录时间较长,则先将数据分段,然后按下面步骤进行:

- 1) 对 ECG 信号作一阶差分,即求其导数 $y(n) = x(n+1) - x(n-1)$ 。
- 2) 找出每个的数据段内最大和最小导数值,然后取所有数据段的均值并乘以一个比例系数形成导数检测的阈值 k_1 和 k_2 ,该比例系数应根据不同的心电采集频率和设备调整。
- 3) 利用导数阈值检测 QRS 波群, QRS 波的出现应满足以下两个条件

- a. 连续 N 点超过上升斜率阈值, 即 $y(i), y(i+1), y(i+2) > k_1$;
- b. 连续 N 点超过下降斜率阈值, 即 $y(j), y(j+1), y(j+2) < k_2$;

当采样频率大于 500Hz 时, 可取 $N=3$, 否则 $N=2$, j 在 i 后 25~35ms 范围内取值。

4) 当 i, j 满足条件时, 在 $i+N$ 及其后 10ms 范围内寻找 ECG 波形幅度的最大值即对应为 R 波位置, 如出现室早时 QRS 波变宽, 其斜率减小, 或 QRS 波幅值变小时, 用以上阈值不能检出对应的 QRS 波, 需要重新检查。

5) 重复 3、4 直到搜索完所有的数据段。

6) 计算已检出的 RR 间期及其均值, 若第 i 个 RR 间期 $RR_i \geq 1.5 \text{mean}(RR)$, 则认为其间可能还存在一个 QRS 波。

7) 第 i 个 RR 间期范围内按上述方法再次检测, 采用连续两点判断, 并可适当减小比例系数。

采用这种方法的 R 波标定结果如图 4.9 所示。

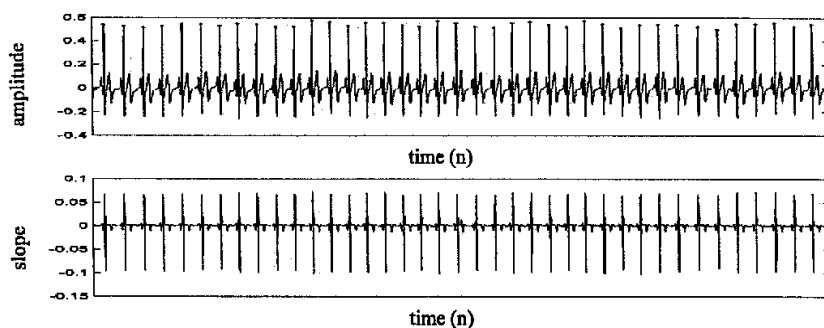


图 4.9 R 波标定结果

Fig 4.9 R wave labeled result

4.3.3 基于小波变换的检测算法

由小波变换的奇异点(Singularity, 如过零点、极值点等)在多尺度上的综合表现来表示信号(特别是它的突变或瞬态特征)是小波变换引人注意的另一应用领域[51,73,101]。心电信号通过小波变换后, 其特征点对应到适当尺度上的过零点和极值点, 给我们提供了检测的可能。同时小波变换能够由粗到精地逐步观察心电信号, 其基漂主要落在最后的低频概貌信号上, 高频噪声则主要在小尺度的细节信号上, 此外, 小波变换还能有效地抑制高大的 T 波, 这是由于 T 波和 QRS 群波分布的频段不同。

用小波变换检测 R 波的流程大致如下:

1) 利用 Mallat 算法对原始心电信号进行小波变换, 得到各尺度的概貌信号和细节信号。

2) 对适当尺度(QRS 波群主要能量所在的尺度)的细节信号进行自学习, 形成正、负极值点对(Positive Maximum-Negative Minimum)的判别阈值。

3) 检测该尺度上小波变换系数的一系列正极大值-负极小值对, 若正极大值大于阈值, 且负极小值小于阈值时, 说明找到了一个 R 波, 此时检测正极大值-负极小值对的零交叉点, 即为 R 波峰点。

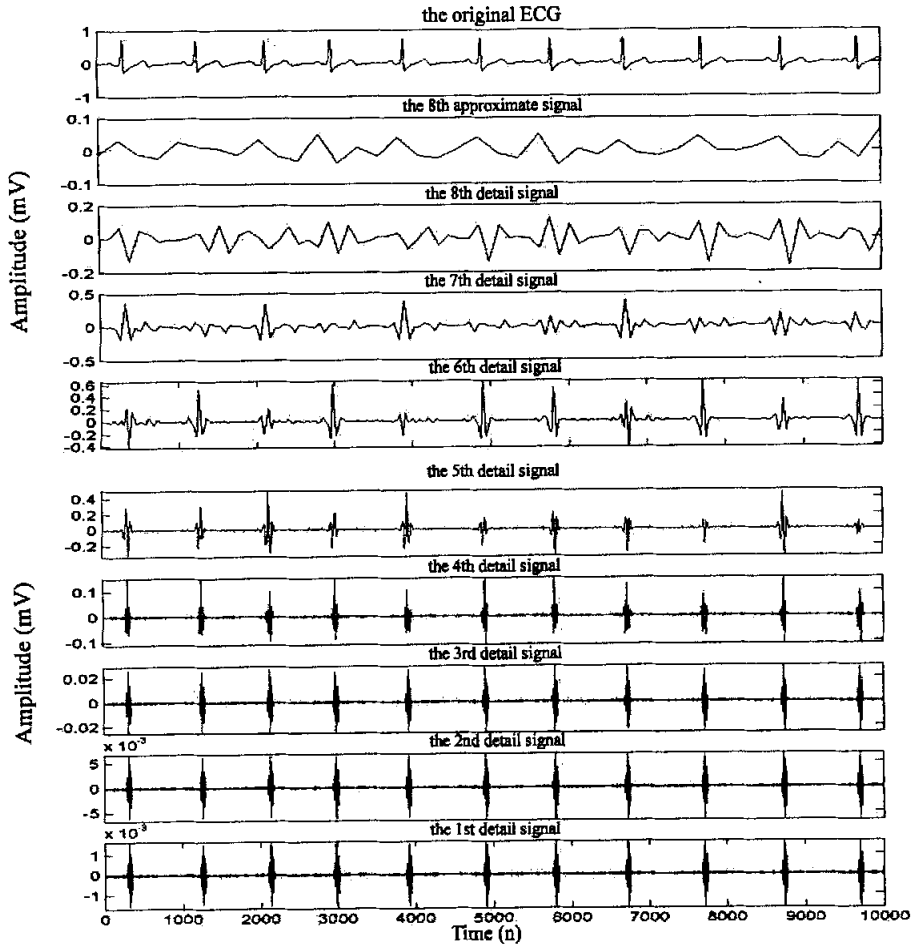


图 4.10 ECG 信号的 8 层小波分解

Fig 4.10 Schematic illustration of the wavelet decomposition of ECG

QRS 波群的频带主要分布在 10-25Hz, 仪器记录的 ECG 信号采样频率为 1000Hz, 我们采用双正交小波函数'bior2.4'对原始心电信号进行 8 层小波分解, 如图 4.10 所示。QRS 波群的主要能量落在第 5 层细节信号上, 这一层细节信号的频带范围为 15.625-31.25Hz, 取其中的一个心动周期波形, 如图 4.11, 可以看到 R 波

与第 5 层细节信号的奇异点关系。

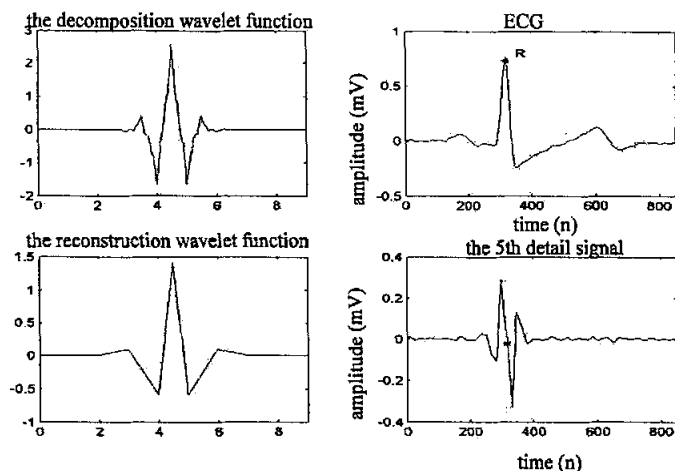


图 4.11 小波变换 R 波检测示意图

(a) 分解小波函数 (b) 重构小波函数
(c) 一个心动周期 ECG (d) 对应的第 5 层细节信号

Fig 4.11 Schematic illustration of R detection based wavelet transform

(a) Decomposition wavelet (b) Reconstruction wavelet
(c) ECG during one period (d) The 5th detail signal

为了提高检测率，可以采用下面一些策略：

1) 心电信号自学习

由于心电信号随检测条件的不同常有较大变化，因此阈值也应该是可变的。

2) 斜率判据

为了消除基线波动、高大 T 波对 QRS 检出的影响，应对检测的正极大值-负极大值对之间的斜率设立阈值，对于一组正极大值-负极大值对，若其斜率小于斜率阈值，则去掉该极值对。

3) 二次搜索

由于心率失常等原因，QRS 波的幅度有时会变得很小，从而使 R 波所对应的幅度达不到阈值而漏检。因此，当检测到一个 R 波后，同时也计算出它与前一个 R 波的 RR 间期，若此 RR 间期大于前三个 RR 间期的平均值的 1.5 倍或大于 1.5s，则把幅度阈值和斜率值减小到原来的一半再进行一次搜索。

4) 除不应期，室颤、室扑外，一般人的心率小于 300bpm，也就是说，一次 QRS 波产生后，其后一定时间内不会产生另一个 QRS 波。因此，当检测到一个 QRS 波对应的极值对后，把其后 200ms 内的极值对都忽略掉，这样可以避免因噪声干扰造成的误检。

4.4 HRV 信号的提取

4.4.1 转换方法概述

当标定出 R 波后, 大致有如下几种方法获得 HRV 信号^[115-117]

1) 联系点过程来分析: 即把 ECG 转换成 R 波波峰点位发生时刻的点过程, 或是表示成 δ 函数序列, 如图 4.12(b)所示, 也可以把它表示成计数过程, 即每发生一次 R 波, 计数便增加一次, 如图 4.12(c)所示。

2) 以 R 波发生的序列号为横坐标, 转换成等间隔的数据序列。每个数据的值或是等于前后两拍 R 波之间的间期 I_i , 如图 4.12(d)所示, 或是等于前后两拍 R 波之间的间期的倒数(即逐拍瞬时心率), 如图 4.12(e)所示。

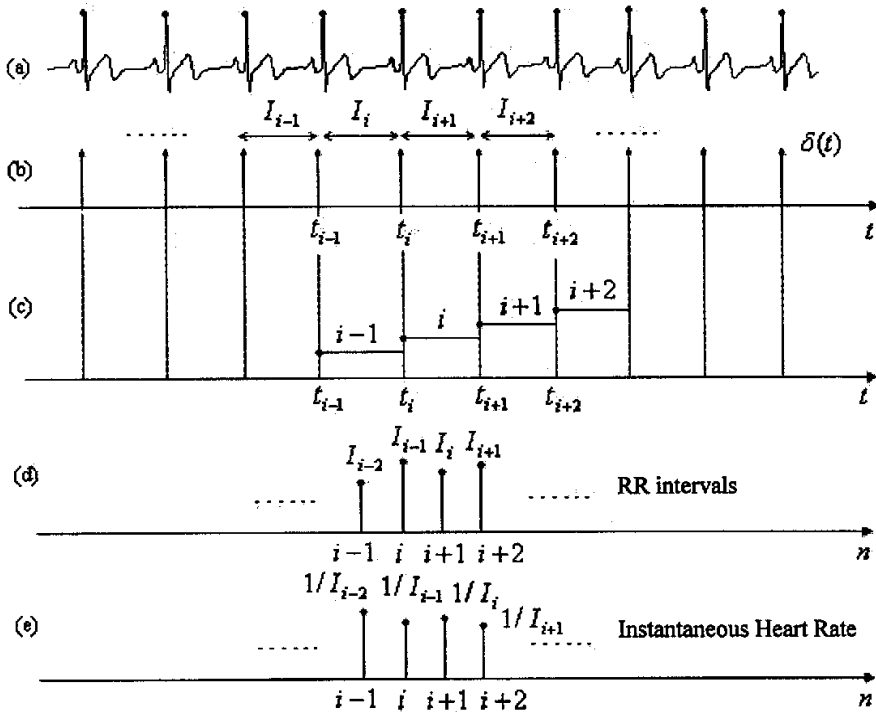


图 4.12 获得 HRV 信号的各类转换方法

Fig 4.12 Various transform methods for obtaining the HRV signal

前一类方法的谱分析比较复杂, 后一类方法则可以直接用离散傅里叶变换作频域分析, 根据文献^[118]的计算, 把数据归一化后, 各种转换方法得到的谱分析结果相差不多。

4.4.2 HRV 信号预处理

HRV 信号的预处理主要包括去除心率信号中的异常心率值, 低通滤波和信号

重采样。后两者通常是可选的，不同的信号分析方法，所作的预处理不同。

① 异常心率的剔除

心率信号中的异常心率值有两种，一种是某一拍心率值是邻近心率值的一半左右，这可能是漏搏产生的；另一种是相邻两拍的两心率值为它们邻近心率值的两倍左右，这可能是把 T 波也当作 R 波检测出来了。虽然一般情况下，心率信号中的异常心率值是非常少的，但它们对 HRV 的分析也会带来不良影响，尤其是在数据点数较少的情况下，因此必须仔细地把它们去除。去除的方法是，对第一种情况，除了把那个异常心率值乘以 2 以外，还必须再插入一个乘了 2 的值，即把漏搏的心拍补上；对于第二种情况，只要把两个异常心率值相加当作一个值，并把原来那两个异常心率值去除即可。

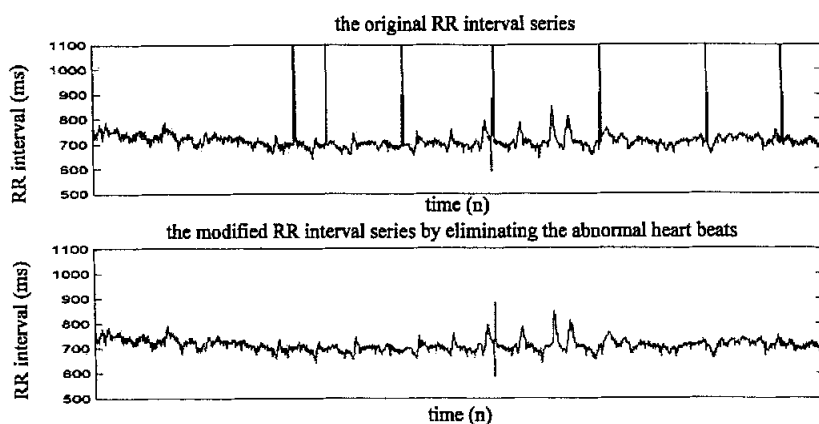


图 4.13 剔除异常心率前后的 RR 间期序列

Fig 4.13 RR interval series before and after eliminating the abnormal heart beats

② 低通滤波和信号重采样

在做 HRV 信号的频域谱分析时，我们感兴趣的生理频段主要位于 0-0.5Hz，因此可以采用低通滤波器滤除大于 0.5Hz 的高频成分。然而，信号要经过数字滤波器进行滤波就必然有采样频率 f_s ，而从第二类方法获得的 HRV 信号显然是一个非均匀采样信号(即没有固定的采样频率)，解决这个问题的方法，一个是使用平均心率，另一个就是进行信号重采样。

平均心率即为所有瞬时心率的平均值，这种方法比较简单，没有过多的计算，可是不利于用别的信号分析方法对 HRV 信号进行后续处理，如小波变换，时频联合分析等，这些分析方法都要求被分析信号是均匀采样信号。因此，我们有必要对第二类方法获得的 HRV 信号进行重采样，以获得均匀间隔的 HRV 信号。重采样之前必须对信号进行插值，而插值方法很多种，有拉格朗日插值(Lagrange

Interpolation)法,样条插值(Spline Interpolation)等,而前者又包括线性,二次到高次插值,样条的种类也很多。文献^[115]对 HRV 信号的插值作了比较深入的研究,发现拉格朗日插值法得到 HRV 信号的功率谱的超低频段比例最大,适合长时程分析,而样条插值使 HRV 信号的低频、高频分量的比值接近于 1,能较好地反映了原始信号中的各分量构成情况。纵观各种插值方法,都可以准确地反映信号所包含的频率成分,而样条插值法性能为最佳,其样条选择为三次样条。后续章节分析的 HRV 信号,其提取方法均采用第二类方法中的 RR 间期序列,三次样条插值后进行均匀重采样。

4.5 本章小结

本章详细介绍了 ECG 信号的预处理、R 波检测和 HRV 信号的提取方法,其中的关键是 QRS 波群检测,当准确检测出 R 波后,即可选择适当的转换方法提取 HRV 信号。在进行 QRS 波群检测前,为了避免噪声的影响,提高算法的检出率,通常会对记录的 ECG 信号进行预滤波,包括工频干扰,基线漂移,高频噪声以及脉冲噪声的消除。

5 心率变异性信号的时频分析

5.1 基于小波变换的 HRV 分析

小波变换是非平稳信号分析的有力工具。它不仅具有时频局域化特点,而且是多分辨率的,可以由粗到细地逐步观察信号。它又有恒 Q 带通滤波器特性,可以根据中心频率的变化调节带宽,且中心频率的高低与带宽成反比例变化,因此,小波变换能同时观测出信号的低频缓变部分和高频突变部分。本文利用小波变换的这些特性并结合其它信号分析方法提出了三种研究 HRV 的新方法。

5.1.1 基于正交小波变换的频域量化

本文在第 2 章讨论了基于功率谱估计的 HRV 频域分析方法,这种方法提取的量化指标主要是 HRV 信号各生理频段的能量。小波分析方法虽然是一种时间-尺度分析方法,但是各尺度分别对应一个频段,可以利用这个思路提取各尺度上的 HRV 分解信号,然后重构出各生理频段信号,再根据 Parseval 定理,从时域直接量化各生理频段的能量。这里用到的小波分解和重构,不仅是该方法的核心,而且是后面对 HRV 各频段信号进行动态分析的基础。

图 5.1 是按照第 4 章介绍的 HRV 提取方法获得的重采样 HRV 信号,其相应的心电数据来自一 20 岁男性,上午静卧状态采集,身体状况良好,采集时间 5 分钟左右。HRV 预处理的重采样频率为 2.4Hz,采用这个值是为了更好地利用小波变换分解和重构出各生理频段。

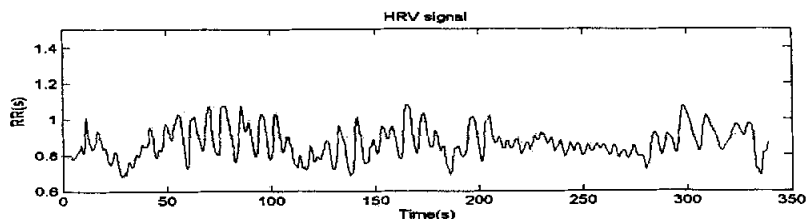


图 5.1 重采样后的 HRV 信号

Fig 5.1 The resampled HRV signal

这是一个短时程记录数据,我们先采用第 3 章中传统的谱分析方法进行频域量化,包括经典谱分析(周期图)和现代谱分析(AR 模型),结果如图 5.2 所示。其中,周期图采用 1024 点的 FFT,窗是矩形窗,AR 模型阶数为 16,求解方法为 Burg 算法,谱点数也为 1024 点。计算出 HRV 信号的功率谱后,根据 HRV 各生理频段的划分来计算各频段能量以及峰值频率,其量化结果如表 5.2 所示。

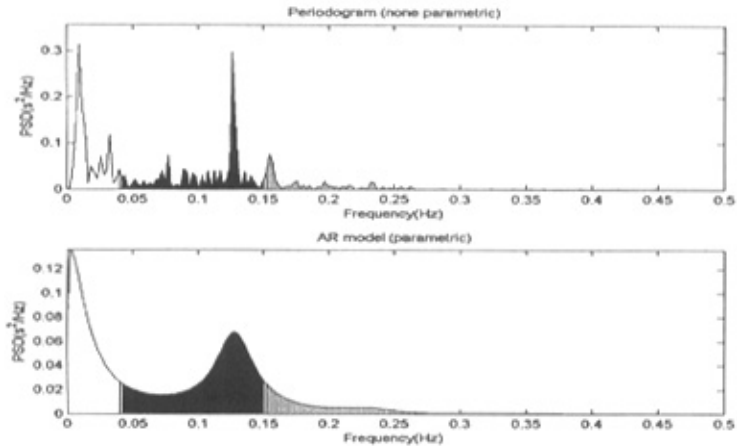


图 5.2 HRV 信号的功率谱密度

Fig 5.2 Power spectral density of the HRV signal

根据小波变换的分频特性，可以算出各尺度概貌信号和细节信号的频带范围，如表 5.1 所示。

表 5.1 分解后各子带信号的频带范围

Table 5.1 The frequency bands of decomposed subband signal

频带 (Hz)		频带 (Hz)	
a_1	0~0.6	d_1	0.6~1.2
a_2	0~0.3	d_2	0.3~0.6
a_3	0~0.15	d_3	0.15~0.3
a_4	0~0.075	d_4	0.075~0.15
a_5	0~0.0375	d_5	0.0375~0.075

根据 HRV 各生理频段的划分，我们利用这些概貌和细节信号合成 VLF，LF 和 HF 段的信号分别为 a_5 、 d_4+d_5 和 d_2+d_3 。

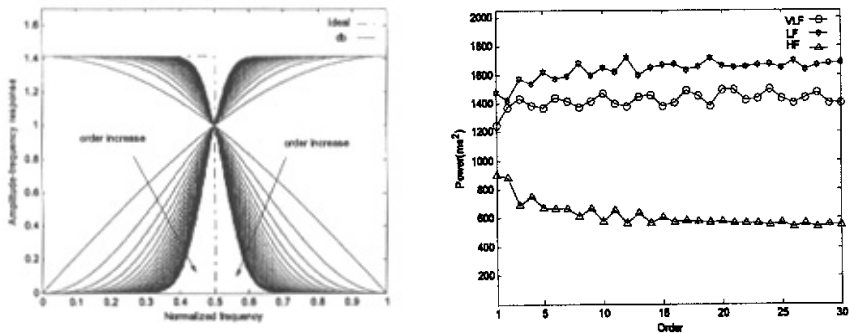


图 5.3 db 小波滤波器组幅频特性和量化结果

Fig 5.3 Amplitude frequency responses of db wavelets and the quantitative results of HRV

然而正交小波的种类很多，应该如何选择呢？我们从分频的目的出发，要求选择的小波其对应的滤波器组频率特性尽可能接近理想特性，这样量化的结果更准确。我们对 db1 到 db30 小波的量化结果作了分析，如图 5.3 所示。从图中可以看出，当小波阶数大于 10 后，其分解滤波器的幅频特性基本不再改变，且量化结果也基本收敛，因此我们选用 db12 小波，对 HRV 信号进行 5 层分解和重构，获得的相应生理频段信号如图 5.4 所示。

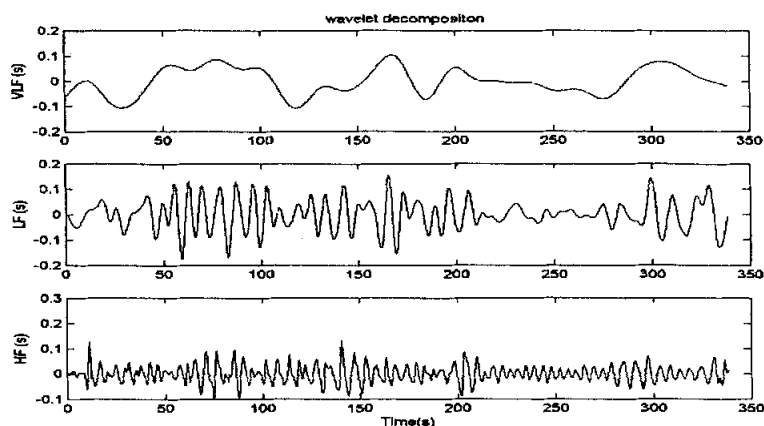


图 5.4 VLF、LF 和 HF 段信号基于小波变换的提取

Fig 5.4 Extraction of VLF, LF and HF band signal based on wavelet transform

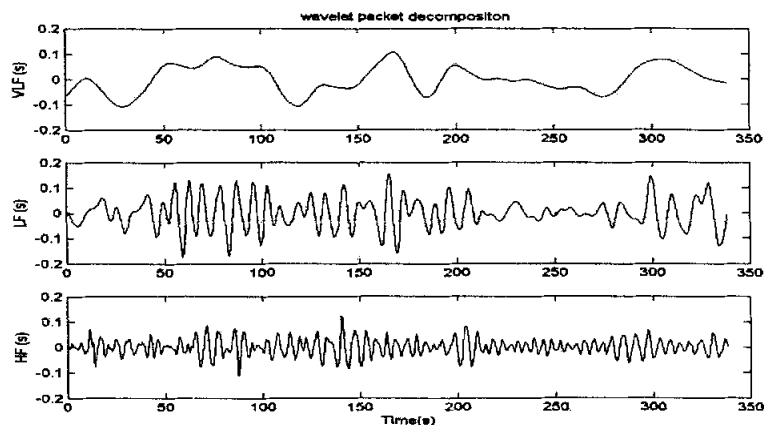


图 5.5 VLF、LF 和 HF 段信号基于小波包变换的提取

Fig 5.5 Extraction of VLF, LF and HF band signal based on wavelet packet transform

小波变换只对每一层的概貌信号进行再分解，而没有对细节信号分解，因此其高频分辨率低，低频分辨率高。可以采用小波包分解的方法来弥补这个缺陷，小波包分解对每一层的概貌和细节信号同时进行分解，其分解和重构结果如图 5.5

所示。可以看出, VLF 和 LF 信号几乎没有区别, 只有 HF 信号稍有区别。

对于一个均值为 0 的信号 $x(n)$, $n=0,1,\dots,N-1$, 其功率定义为

$$P_x = \frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N-1} |x(n)|^2 \quad (5.1)$$

因此, 提取出各频段信号后, 各频段的能量可以通过(5.1)式来量化。量化结果示于表 5.2。

从表中可以看出, 对同一个 HRV 信号, 4 种分析方法得到的各频段量化参数差异不大, 但是小波和小波包分解得到的各频段能量相对准确, 因为这种方法得到的各频段的功率之和与 HRV 信号的总功率(方差=3726ms²)最为接近, 并且没有窗函数的影响。而小波包分解相比小波分解对频带的划分更细, 对信号频带的利用也更加充分, 因此小波包分解也更准确, 可是小波包分解的计算量是小波分解的两倍。然而, 时域间接法的缺点是无法直接获得各频段的峰值频率。传统的频域量化方法, 由于加窗的影响, 信号的频谱发生泄漏, 并且加不同的窗, 其量化结果也有差异; 而 AR 模型谱线光滑, 不依赖数据窗, 谱峰频率可以通过 AR 模型的极点来获得, 谱峰估计相对准确, 遗憾的是 AR 模型在 HRV 信号谱估计中的阶数确定一直没有公认的准则, 随意性比较大, 这是其应用中一个很大的弊端。

表 5.2 各种方法量化频域参数比较

Table 5.2 Comparison of frequency-domain indices quantified by various methods

量化方法	频域指标	峰频率 (Hz)	功率 (ms ²)	功率百分比 (%)	归一化功率 (n.u.)
非参数谱分析 (周期图法)	VLF	0.094	1494	40.5	
	LF	0.1266	1649	44.7	73.9
	HF	0.1547	549	14.9	24.6
	LF/HF	3.004			
参数谱分析 (16 阶 AR 模型)	VLF	0.0023	1483	40.0	
	LF	0.1289	1762	47.5	78.5
	HF	0.1523	462	12.5	20.6
	LF/HF	3.812			
小波分解 (db12 小波)	VLF		1384	37.7	
	LF		1721	46.9	73.5
	HF		564	15.4	24.1
	LF/HF	3.054			
小波包分解 (db12 小波)	VLF		1385	38.3	
	LF		1718	47.5	73.4
	HF		517	14.3	22.1
	LF/HF	3.324			

5.1.2 基于小波分解和短时域指标的动态分析

传统的频域量化指标是从整个记录数据中提取出来的, 当数据段过长时, 信

号的非平稳性增大, 使量化的指标意义不明显。本文提出了一种基于小波分解的短时分析方法, 这种方法可以动态跟踪分析 HRV 信号的功率和 LF/HF 比, 特别适合配合 Holter 监护进行使用。我们采用这种方法跟踪分析了阿托品药物试验, 获得了很好的效果。

心电数据采集仪器是本所和重庆医科大学附属医院研制的采集设备, 心电采样频率为 1000Hz, 模/数转换精度为 12 位, 采样时间从上午 9:00 到 11:30, 受试者为一年龄男性(25 岁左右), 采集状态为卧姿, 药物注射时间为 9:30。先按照前面各章节介绍的方法, 提取出 HRV 信号, 然后进行 2.4Hz 的重采样。再利用小波分解的分频特性, 分解和重构出各生理频段 VLF, LF 和 HF 信号, 其前半小时(9:00~9:30)的 HRV 信号和提取出的各频段信号如图 5.6 所示。

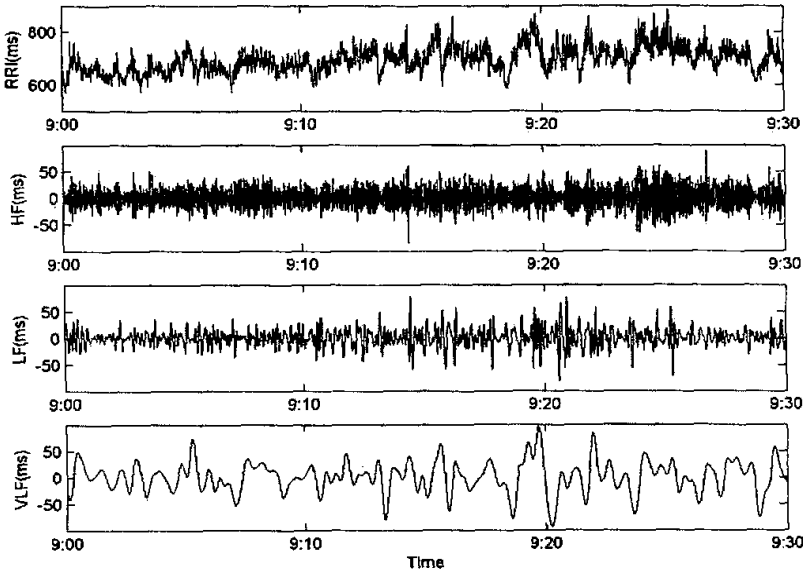


图 5.6 原始 HRV 信号和提取出的 VLF, LF 和 HF 段信号

Fig 5.6 The original HRV signal and the extracted VLF, LF and HF band signal

定义信号 $x(n)$ 的短时功率为 $STP_x(n)$, 即

$$STP_x(n) = \frac{1}{PM} \sum_{m=n-M}^{n-1} [x(m)w(n-m)]^2 \quad (5.2)$$

其中 $w(n)$ 为窗函数, M 为窗长, $P = \frac{1}{M} \sum_{m=0}^{M-1} [w(m)]^2$ 是窗的功率。

这种短时功率的定义借鉴了语音时域分析技术^[119], 各生理频段的相应的短时功率记为 $STP_{VLF}(n)$, $STP_{LF}(n)$ 和 $STP_{HF}(n)$ 。

短时 LF/HF 比定义为 $STLH(n)$, 如式(5.3)所示

$$STLH(n) = \frac{STP_{LF}(n)}{STP_{HF}(n)} \quad (5.3)$$

这个动态指标可以实时地跟踪自主神经系统的活动情况。

利用(5.2), (5.3)式计算得到各生理频段的短时功率和短时 LF/HF 比, 如图 5.7 所示, 其中窗 $w(n)$ 取汉明(Hamming)窗, $M = 288$, 每段时长为 120s。从图中可以清楚地看到各频段信号功率随时间的变化, 特别是在 9:20 前后, 极低频段的功率显著增大, 而短时 LF/HF 比能动态跟踪迷走神经和交感神经对心率调节的强弱, 如果短时 LF/HF 为 1 时看成迷走神经和交感神经的平衡, 那么短时 LF/HF 就是这种平衡状态随时间的变化, 在正常生理情况下, 短时 LF/HF 比是在 1 附近上下波动的, 这个波动可以通过曲线在 1 上下的面积来量化。

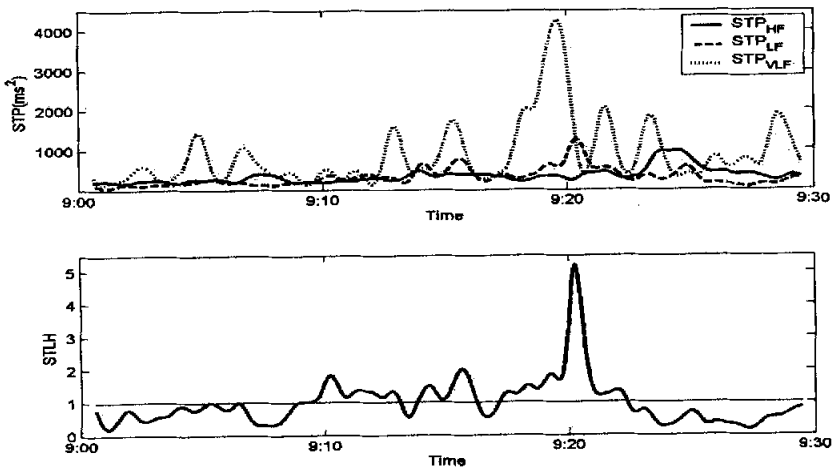


图 5.7 HRV 信号的短时功率和短时 LF/HF

Fig 5.7 Short-time powers and short-time LF/HF ratio of HRV signal

我们把这种分析方法应用到阿托品药物试验中, 阿托品可以解除迷走神经对窦房的抑制作用, 兴奋窦房结, 加快心率^[120], 而 HF 只受到迷走神经的调节, 那么注射阿托品后人体的迷走神经功能将受到抑制, LF/HF 应该相应地增大。从图 5.8 中可以看到, 短时 LF/HF 比跟踪到了药物对自主神经功能的这种影响。实验过程中, 受试者一直处于静息状态, 注射药物时间为 9:30, 到 10 点后, 可以明显看见 LF/HF 比呈增大趋势, 且这种趋势一直持续到记录结束。

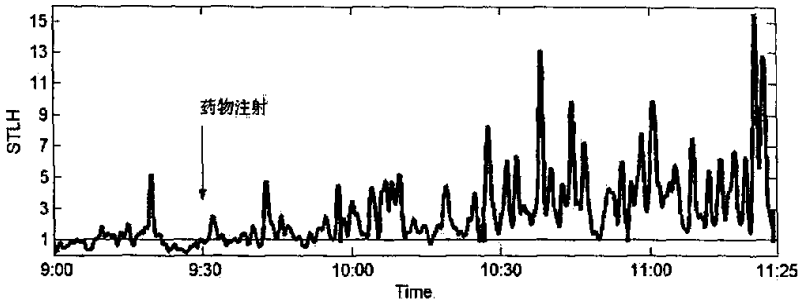


图 5.8 阿托品药物试验时的短时 LF/HF 比

Fig 5.8 The short-time LF/HF ratio during the atropine drag experiment

5.1.3 基于小波分解和独立量分析的 HRV 分解

这种分解方法是將 HRV 信号分解成若干的独立分量，每一个独立分量反映出一种因素对心率变化的影响。这种分解机制是基于窦房结受各种非线性生理机制控制，如高级神经活动、中枢神经系统的自发性节律活动、呼吸活动以及由压力、化学传感器、神经激素导入的心血管反射活动等。它们大多数有一个长反馈环，使得心率呈现不规则性。这些内在调制因素在不同生理状态下，对心率调制所起作用的不同，而正是它们的共同作用，使得心率在不同生理状态下有着不同的涨落。这些影响因素最终都是作用到自主神经系统(迷走神经和交感神经)，然后对心率产生调节。因此运用独立量分析时，认为这些生理机制的非线性调制是经线性组合共同作用于心脏迷走和交感神经，可将心率近似看成 3 个独立分量的组合，一个受迷走神经调节，一个受交感神经调节，另一个受非神经因素调节。本文通过对分解结果的功率谱估计，验证了这种假设的合理性。

① ICA 的基本理论

独立量分析(Independent Component Analysis, ICA)是近几年由盲信源分离技术发展来的多通道处理方法，是统计信号处理近年来的一项发展。这种方法的处理对象是相互统计独立的信源经线性组合而产生的一组混合信号。ICA 的原本含义是将多道观察信号按照统计独立的原则，通过优化算法分解为若干独立成份，从而帮助实现信号的增强和分析。在统计信号处理中，ICA 与主分量(PCA)、奇异值分解(SVD)均属于线性变换技术，但 PCA 和 SVD 是用于去除信号个分量之间的相关性，因而主要用于信号数据的压缩。ICA 则是基于信号高阶特性的分析方法，经 ICA 分解出的各信号分量之间是相互独立的。

ICA 的模型如图 5.9 所示，一组独立的源信号 $s(t) = [s_1(t), \dots, s_M(t)]^T$ 经过线性系统 A (A 称作混合矩阵)混合在一起，得到观察信号 $x(t) = [x_1(t), \dots, x_N(t)]^T$ ，

$x(t) = As(t)$ 。源信号 $s(t)$ 和混合系统 A 都是未知的，只有混合后的 $x(t)$ 可以观察或测量到。可以证明在 $N \geq M$ 的条件下，如果 $s(t)$ 不含有一个以上的高斯过程，就有可能通过解混矩阵 W 使得 $y(t) = Wx(t)$ ，使矢量 $y(t)$ 逼近于 $s(t)$ 。因此，如果找到解混矩阵 W 使得 $y(t)$ 的分量尽可能独立，那么 $y(t)$ 就是对 $s(t)$ 的估计。该问题的解答不是唯一的，它至少受以下条件的限制：

1) 比例不定性 $s(t)$ 中某一分量增大 K 倍时，只要使相应的 A 阵系数减小 K 倍， $x(t)$ 便保持不变。因此，求解时往往把 $s(t)$ 假设成具有单位协方差阵，即 $s(t)$ 中各分量均值为 0，方差为 1，且相互独立。

2) 排序不定性 $y(t)$ 与 $s(t)$ 中各分量排序可以不同，因为只要对调 W 阵中任意两行， $y(t)$ 中相应元素的位置也便对调。

3) $s(t)$ 中至多只能有一个高斯型信源，这是因为高斯信源的线性组合仍是高斯型的，因此混合后便无法再区别。

因此， $y(t)$ 只是在上述条件下对 $s(t)$ 的逼近，这实质上是一个优化的问题，它主要包括两个方面：优化判据(目标函数)和寻优算法。ICA 常用的目标函数有 4 种，分别为负熵(Negative Entropy)判决准则，互信息最小化判据(Minimization of mutual information, MMI)，信息或熵极大判据(Informax or Maximization of Entropy)和最大似然估计(Maximum Likelihood Estimation, MLE)判据。

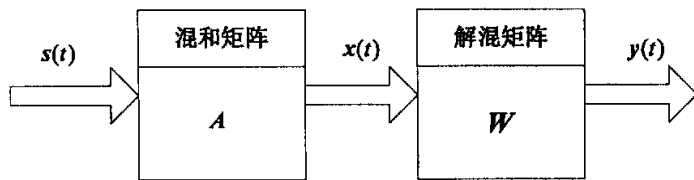


图 5.9 独立量分析模型

Fig 5.9 The model of ICA

② HRV 信号基于 ICA 的分解

本文采用了 FastICA 算法^[121,122]，目标函数选择负熵判决准则。由于 ICA 方法处理的是多通道信号，而实际采集的 HRV 信号没有多通道，本文采用小波分解，将原始 HRV 信号分解成各概貌和细节，看作多通道信号，然后进行独立量分析。分析步骤分为 5 步：

- 1) 对提取出的 HRV 信号进行 1Hz 的均匀重采样；
- 2) 进行正交小波分解，采用‘db12’小波，6 层分解；
- 3) 信号白化处理；
- 4) 独立分量提取；
- 5) 独立分量的功率谱分析；

独立分量提取结果如图 5.10 所示，相应的各分量功率谱如图 5.11 所示。

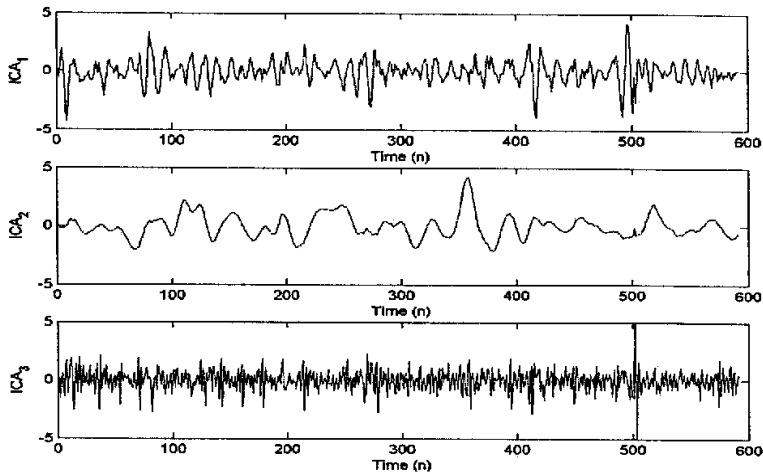


图 5.10 HRV 信号的独立量提取

Fig 5.10 The independent components of the HRV signal

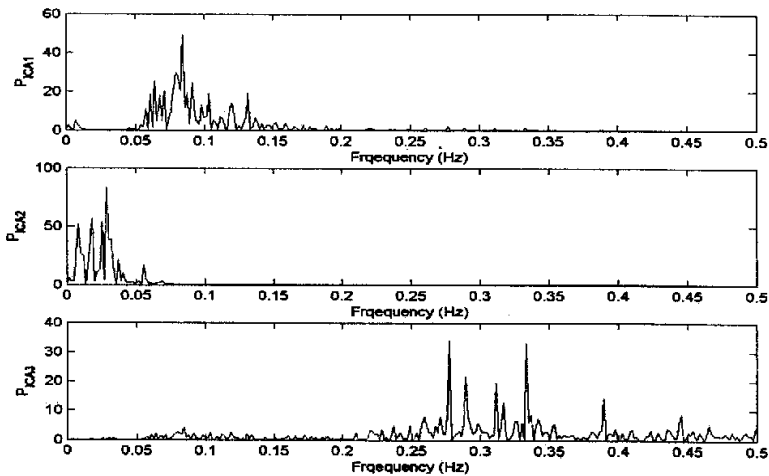


图 5.11 各独立分量的功率谱密度

Fig 5.11 The power spectral density of the independent component

从图 5.11 中可以看出分量 ICA_1 的功率主要分布在 LF 段，反映出交感神经的调节，而分量 ICA_3 主要功率分布在 HF 段，在 LF 段也有一定的功率分布，反映出了迷走神经对心率的双重调节。 ICA_2 的功率主要分布在 VLF 段，这是一个研究最不明朗的区域，至今没有权威的文献指出 HRV 信号的 VLF 段受到什么确定性因素的调节，它可能是多种非自主神经因素调节的综合结果。

5.2 基于二次时频分布的 HRV 分析

5.2.1 二次时频分布的边缘和矩

在第 3 章中我们深入研究了各种 Cohen 类双二次时频分布，它们作为能量分布应该满足一些基本的性质，不同的核函数给出不同的分布，这些性质，也叫约束，包括非负性、实值性、时移不变性、频移不变性、时间边缘特性、频率边缘特性、时间矩、频率矩、瞬时频率、群延迟、有限时间支撑和有限频率支撑等。本文利用 Cohen 类双二次时频分布的边缘和矩特性对 HRV 进行分析，提取出了一系列的时频参数，经单因素方差分析证明其中 4 种参数对不同病理状态下的 HRV 数据在统计意义上是有区别的。

① 时频分布的矩^[24,27,92]

若信号的 $x(t)$ 的时频分布记为 $tfr(t, f)$ ，则时频分布的一阶和二阶时间矩分别定义为：

$$f_m(t) = \frac{\int_{-\infty}^{\infty} f * tfr(t, f) df}{\int_{-\infty}^{\infty} tfr(t, f) df} \quad (5.4)$$

$$B^2(t) = \frac{\int_{-\infty}^{\infty} f^2 * tfr(t, f) df}{\int_{-\infty}^{\infty} tfr(t, f) df} - f_m(t)^2 \quad (5.5)$$

一阶和二阶频率矩分别定义为：

$$t_m(f) = \frac{\int_{-\infty}^{\infty} t * tfr(t, f) dt}{\int_{-\infty}^{\infty} tfr(t, f) dt} \quad (5.6)$$

$$T^2(f) = \frac{\int_{-\infty}^{\infty} t^2 * tfr(t, f) dt}{\int_{-\infty}^{\infty} tfr(t, f) dt} - t_m(f)^2 \quad (5.7)$$

这些矩描述了信号在时间轴和频率轴上的平均位置以及扩散程度，对解析信号而言，一阶时间矩对应于信号的瞬时频率，一阶频率矩对应信号的群延迟。

② 时频分布的边缘^[24,27,92]

信号的 $x(t)$ 的时频分布 $tfr(t, f)$ 的时间和频率边缘定义如下：

$$m_f(t) = \int_{-\infty}^{\infty} tfr(t, f) df \quad (5.8)$$

$$m_t(f) = \int_{-\infty}^{\infty} tfr(t, f) dt \quad (5.9)$$

从(5.8)和(5.9)式中可看出边缘就是信号的时频分布 $tfr(t, f)$ 沿单变量的积分。时间边缘对应信号的瞬时功率，频率边缘对应信号的功率谱密度，即

$$m_f(t) = |x(t)|^2, \quad m_t(f) = |X(f)|^2 \quad (5.10)$$

时频分布类型很多，选择怎样的时频分布呢？本文先对正弦信号进行分析，

然后再应用到 HRV 信号中。

5.2.2 正弦信号分析

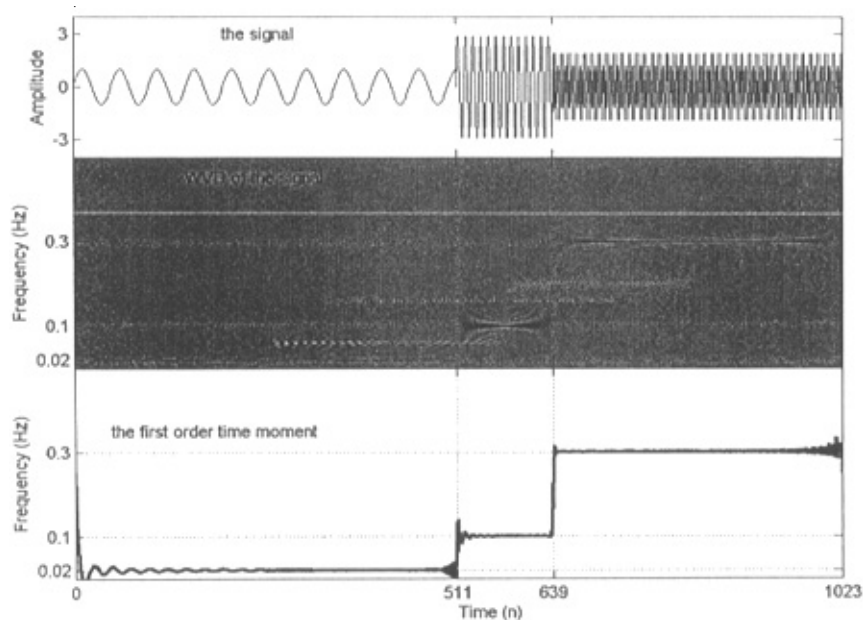
仿真信号定义为 1024 点的正弦合成信号 $s(n)$

$$s(n) = \begin{cases} \sin(2\pi f_1 / f_s * n_1) & 0 \leq n_1 \leq 511 \\ 3\sin[2\pi f_2 / f_s * (n_2 - 512)] & 512 \leq n_2 \leq 639 \\ 2\sin[2\pi f_3 / f_s * (n_3 - 640)] & 640 \leq n_2 \leq 1023 \end{cases} \quad (5.11)$$

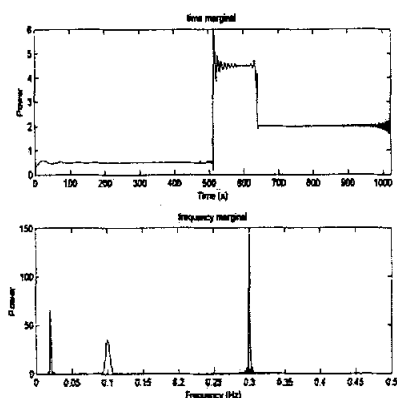
其中采样频率 $f_s=1\text{Hz}$, 正弦波频率分别为 $f_1=0.02\text{Hz}$, $f_2=0.1\text{Hz}$ 和 $f_3=0.3\text{Hz}$ 。本文采用了多种 Cohen 类二次分布对该信号进行了分析。分别有 Wigner-Ville 分布 (Wigner-Ville Distribution, WVD), 伪 Wigner-Ville 分布 (Pseudo Wigner-Ville Distribution, PWVD), 平滑伪 Wigner-Ville 分布 (Smoothed Pseudo Wigner-Ville Distribution, SPWVD), Choi-Williams 分布 (Choi-Williams Distribution, CWD) 和谱图 (Spectrogram, SP)。各种时频分布的分析结果如图 5.12, 图 5.13, 图 5.14, 图 5.15, 图 5.16 和图 5.17 所示。

从分析的图中可以看出, 各种时频方法都可以明显观察到信号 $s(n)$ 的频率随时间的改变, 也都能大致估计出信号的瞬时频率, 瞬时功率和功率谱密度。但是, 瞬频和瞬时功率, 除谱图外, 其余各种方法都存在较大的毛刺, 特别是在信号频率和功率突变处。从时频平面(2-D 和 3-D 显示)来看, WVD 和 PWVD 分布都存在比较严重的干扰项, 并且, 除谱图外, 其余各种分布都出现了负值。能量密度出现负值, 这显然是是不合理的, 正是这种不合理性, 会导致一些不可预料的结果。在谱图分析中, 又分别采用了短时窗和长时窗, 可以看到在瞬频和瞬时功率估计上, 短时窗具有更好的时间分辨率。从第 3 章中讨论可知谱图并不满足时频分布的边缘和矩特性, 但在实际计算中并不妨碍用它来估计瞬频和瞬时功率, 相反, 其估计性能和可读性都比别的时频分布好。

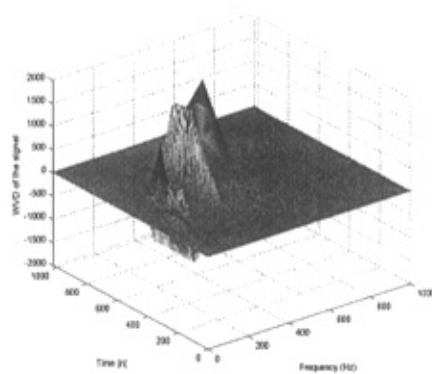
① Wigner-Ville 分布 (频率轴 1024 点)



(a)



(b)



(c)

图 5.12 基于 Wigner-Ville 分布的矩和边缘分布

(a) 信号, Wigner-Ville 分布的二维显示和一阶时间矩

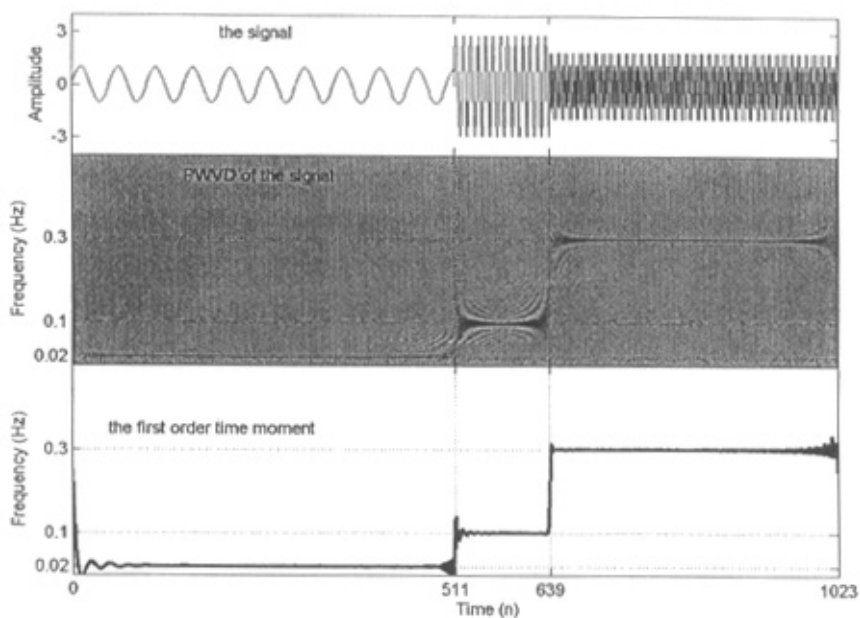
(b) 时间和频率边缘分布 (c) Wigner-Ville 分布的三维显示图

Fig 5.12 Moments and marginal distributions of Wigner-Ville distribution

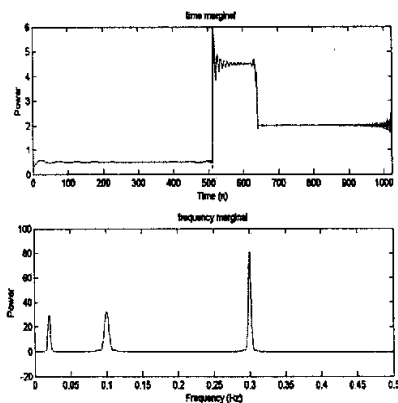
(a) Signal, 2-D display of WVD and the first time moment

(b) Time and frequency marginal distributions (c) 3-D display of WVD

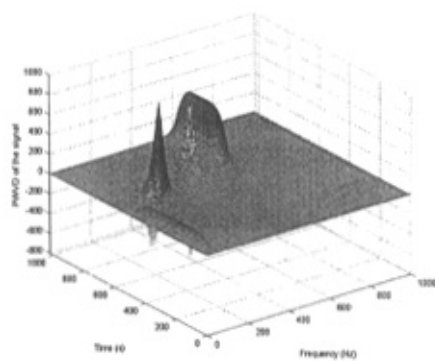
② 伪 Wigner-Ville 分布 (频率轴 1024 点, 255 点 hamming 窗)



(a)



(b)



(c)

图 5.13 基于伪 Wigner-Ville 分布的矩和边缘分布

(a) 信号, 伪 Wigner-Ville 分布的二维显示和一阶时间矩

(b) 时间和频率边缘分布 (c) 伪 Wigner-Ville 分布三维显示图

Fig 5.13 Moments and marginal distributions of pseudo Wigner-Ville distribution

(a) Signal, 2-D display of PWVD and the first time moment

(b) Time and frequency marginal distributions (c) 3-D display of PWVD

③ 平滑伪 Wigner-Ville 分布(频率轴 1024 点, 时域平滑窗为 103 点 hamming 窗, 频域平滑窗为 255 点 hamming 窗)

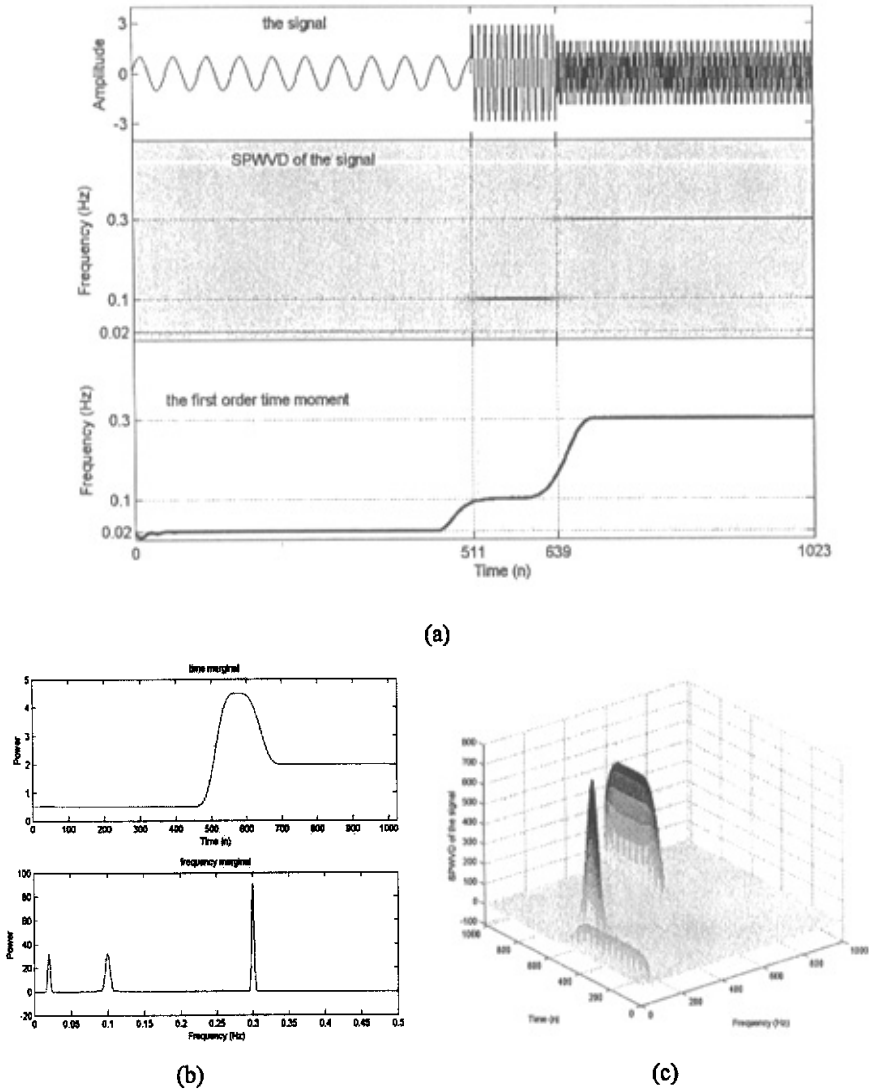


图 5.14 基于平滑伪 Wigner-Ville 分布的矩和边缘分布

(a) 信号, 平滑伪 Wigner-Ville 分布的二维显示和一阶时间矩

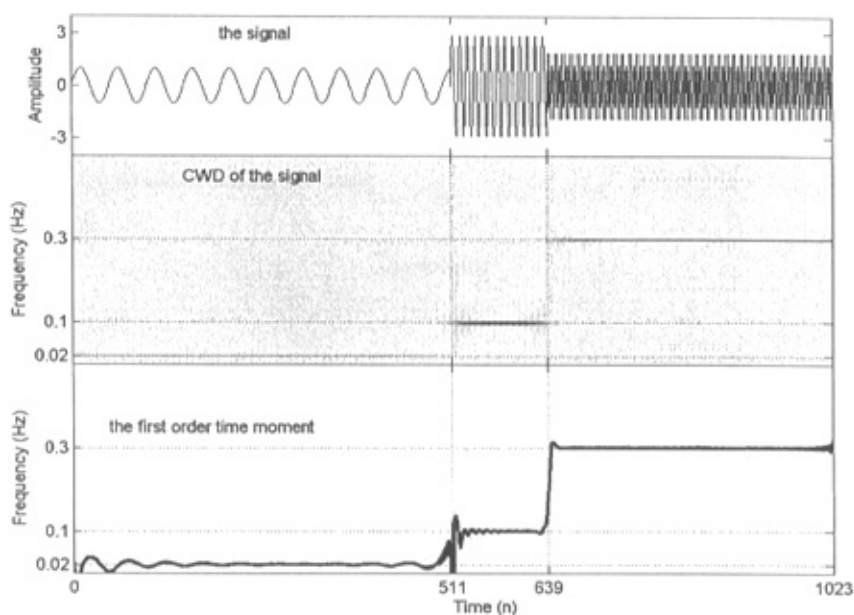
(b) 时间和频率边缘分布 (c) 平滑伪 Wigner-Ville 分布三维显示图

Fig 5.14 Moments and marginal distributions of smoothed pseudo Wigner-Ville distribution

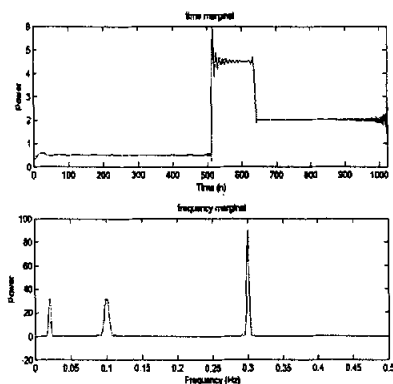
(a) Signal, 2-D display of SPWVD and the first time moment

(b) Time and frequency marginal distributions (c) 3-D display of SPWVD

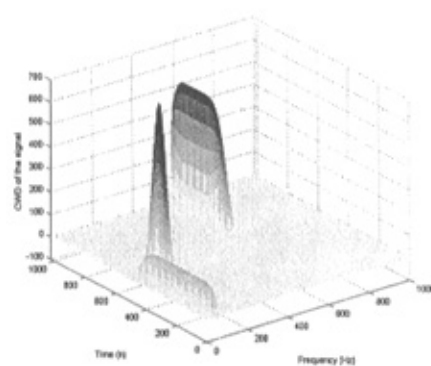
④ Choi-Williams 分布(频率轴 1024 点, 时域平滑窗为 103 点 hamming 窗, 频域平滑窗为 255 点 hamming 窗, 指数核宽度为 1)



(a)



(b)



(c)

图 5.15 基于 Choi-Williams 分布的矩和边缘分布

(a) 信号, Choi-Williams 分布的二维显示和一阶时间矩

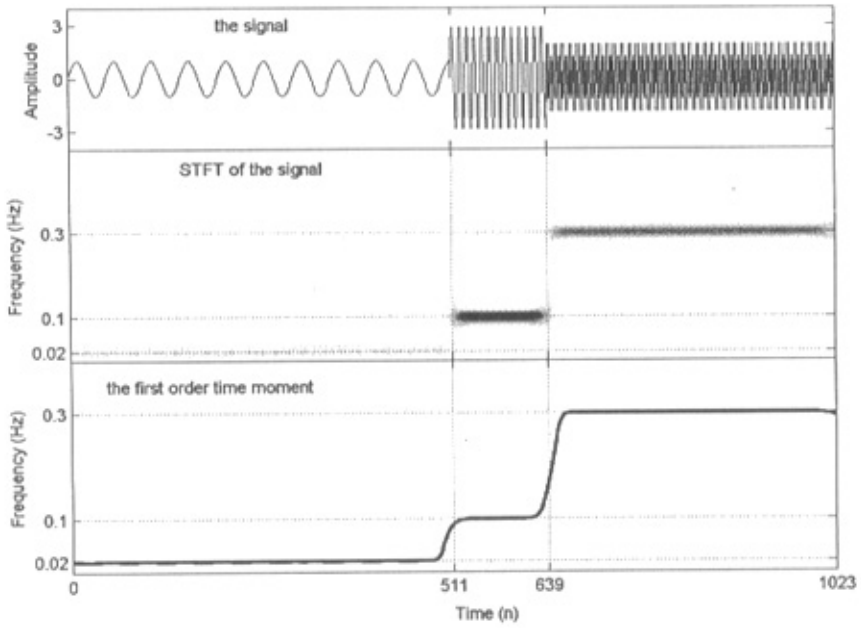
(b) 时间和频率边缘分布 (c) Choi-Williams 分布的三维显示图

Fig 5.15 Moments and marginal distributions of Choi-Williams distribution

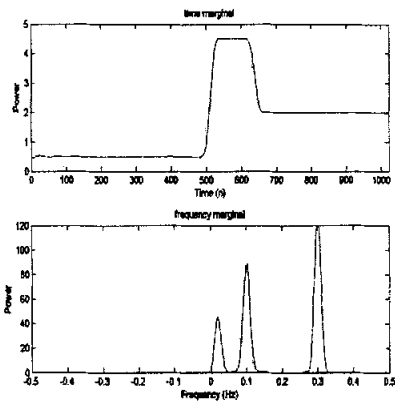
(a) Signal, 2-D display of CWD and the first time moment

(b) Time and frequency marginal distributions (c) 3-D display of CWD

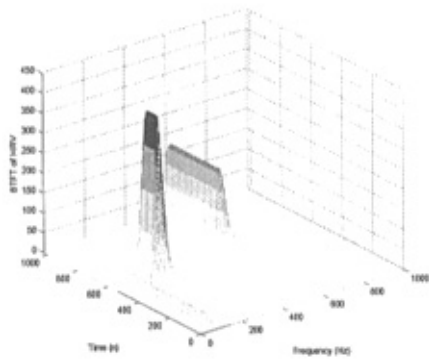
⑤ 谱图(频率轴 256 点, 63 点 hamming 窗)



(a)



(b)



(c)

图 5.16 基于谱图的矩和边缘分布

(a) 信号, 谱图的二维显示和一阶时间矩

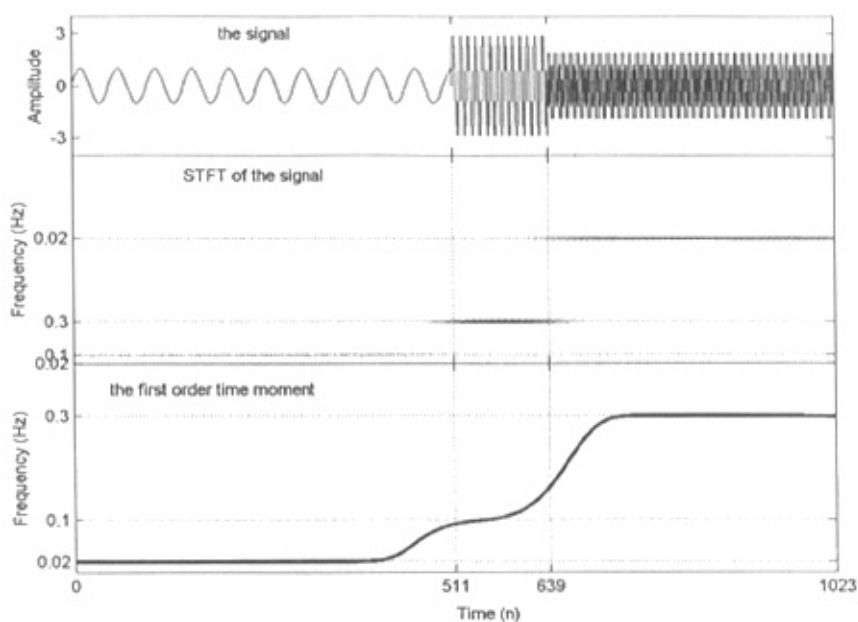
(b) 时间和频率边缘分布 (c) 谱图的三维显示图

Fig 5.16 Moments and marginal distributions of Spectrogram

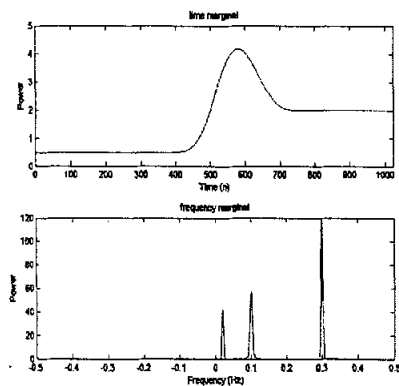
(a) Signal, 2-D display of Spectrogram and the first time moment

(b) Time and frequency marginal distributions (c) 3-D display of Spectrogram

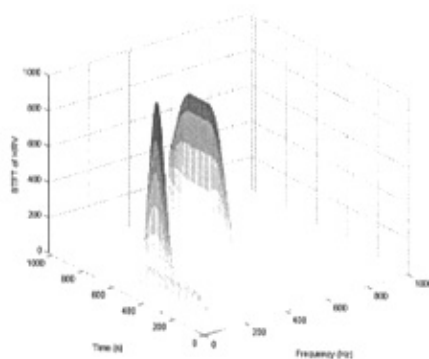
⑥ 谱图(频率轴 1024 点, 255 点 hamming 窗)



(a)



(b)



(c)

图 5.17 基于谱图的矩和边缘分布

(a) 信号, 谱图的二维显示和一阶时间矩

(b) 时间和频率边缘分布 (c) 谱图的三维显示图

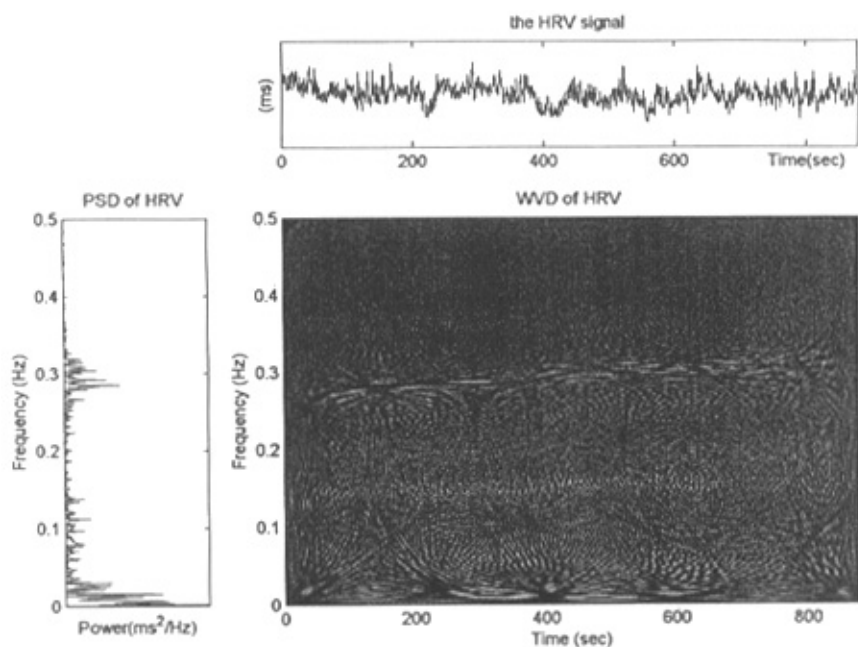
Fig 5.17 Moments and marginal distributions of Spectrogram

(a) Signal, 2-D display of Spectrogram and the first time moment

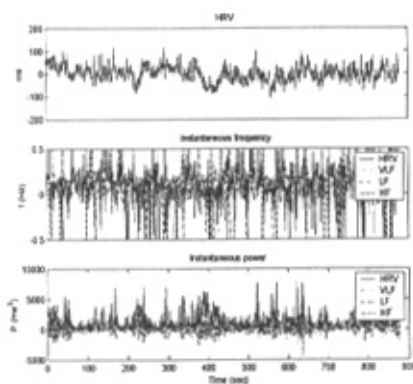
(b) Time and frequency marginal distributions (c) 3-D display of Spectrogram

5.2.3 HRV 信号分析

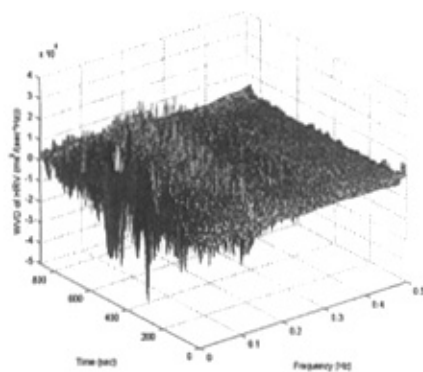
① Wigner-Ville 分布 (频率轴 256 点)



(a)



(b)



(c)

图 5.18 基于 Wigner-Ville 分布 HRV 联合时频分析

(a) 信号, 功率谱密度和 Wigner-Ville 分布的二维显示

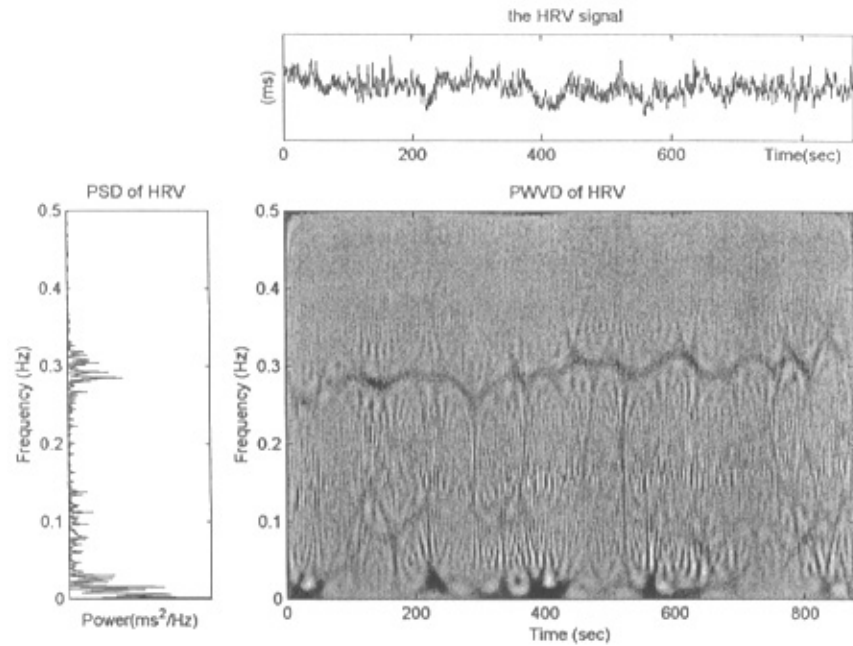
(b) 信号, 瞬时频率和瞬时功率 (c) Wigner-Ville 分布的三维显示图

Fig 5.18 Joint time-frequency analysis of HRV based on Wigner-Ville distribution

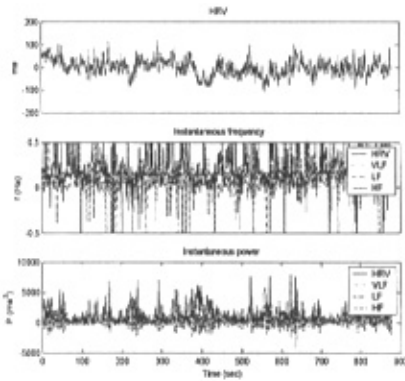
(a) Signal, power spectral density and 2-D display of WVD

(b) Signal, instantaneous frequency and instantaneous power (c) 3-D display of WVD

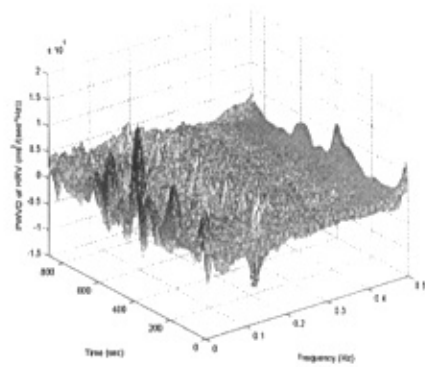
② 伪 Wigner-Ville 分布 (频率轴 256 点, 207 点 hamming 窗)



(a)



(b)



(c)

图 5.19 基于伪 Wigner-Ville 分布 HRV 联合时频分析

(a) 信号, 功率谱密度和伪 Wigner-Ville 分布的二维显示

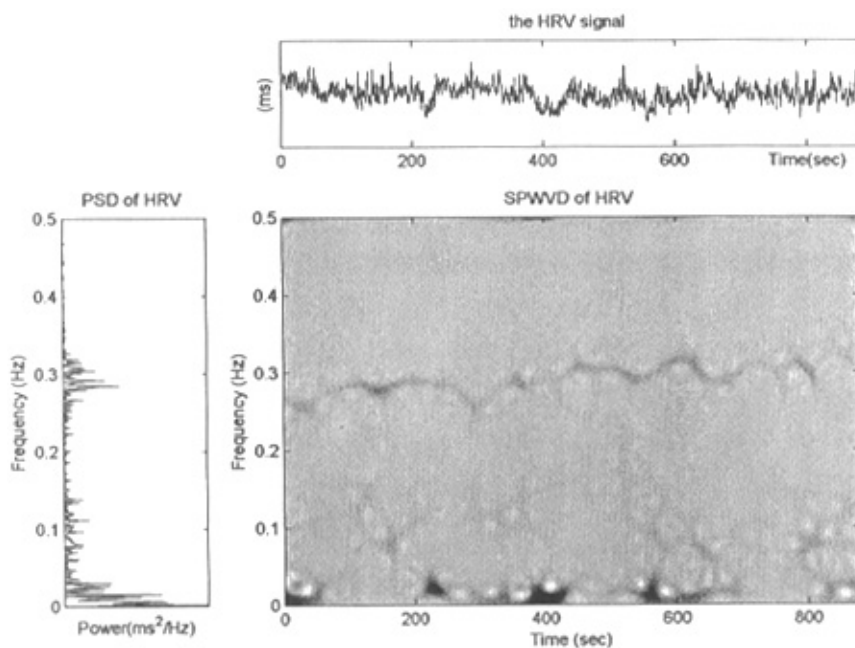
(b) 信号, 瞬时频率和瞬时功率 (c) 伪 Wigner-Ville 分布的三维显示图

Fig 5.19 Joint time-frequency analysis of HRV based on pseudo Wigner-Ville distribution

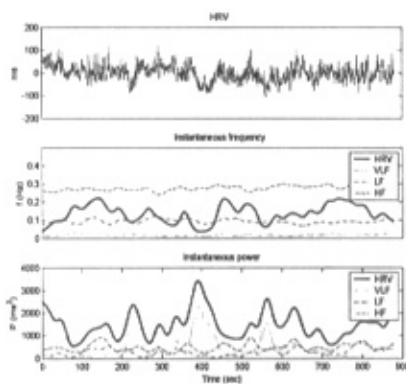
(a) Signal, power spectral density and 2-D display of PWVD

(b) Signal, instantaneous frequency and instantaneous power (c) 3-D display of PWVD

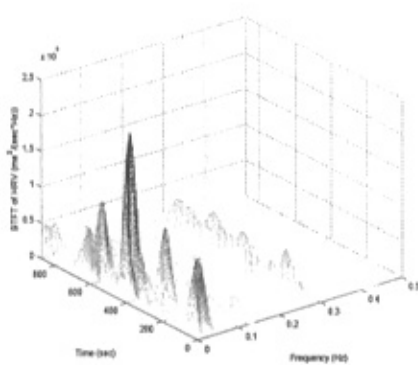
③ 平滑伪 Wigner-Ville 分布(频率轴 256 点, 时域平滑窗为 25 点 hamming 窗, 频域平滑窗为 207 点 hamming 窗)



(a)



(b)



(c)

图 5.20 基于平滑伪 Wigner-Ville 分布 HRV 联合时频分析

(a) 信号, 功率谱密度和平滑伪 Wigner-Ville 分布的二维显示

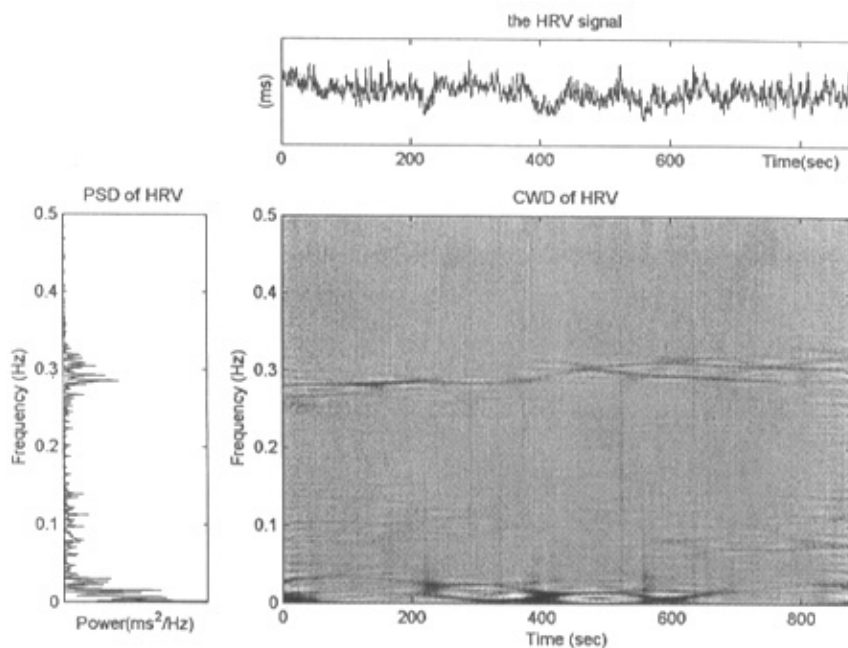
(b) 信号, 瞬时频率和瞬时功率 (c) 平滑伪 Wigner-Ville 分布的三维显示图

Fig 5.20 Joint time-frequency analysis of HRV based on smoothed pseudo Wigner-Ville distribution

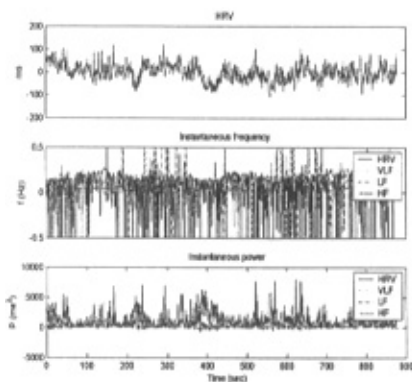
(a) Signal, power spectral density and 2-D display of SPWVD

(b) Signal, instantaneous frequency and instantaneous power (c) 3-D display of SPWVD

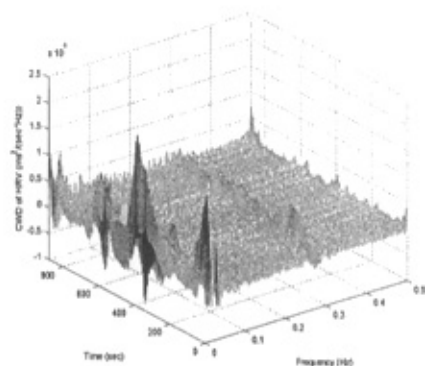
④ Choi-Williams 分布(频率轴 256 点, 时域平滑窗为 85 点 hamming 窗, 频域平滑窗为 225 点 hamming 窗, 指数核宽度为 1)



(a)



(b)



(c)

图 5.21 基于 Choi-Williams 分布 HRV 联合时频分析

(a) 信号, 功率谱密度和 Choi-Williams 分布的二维显示

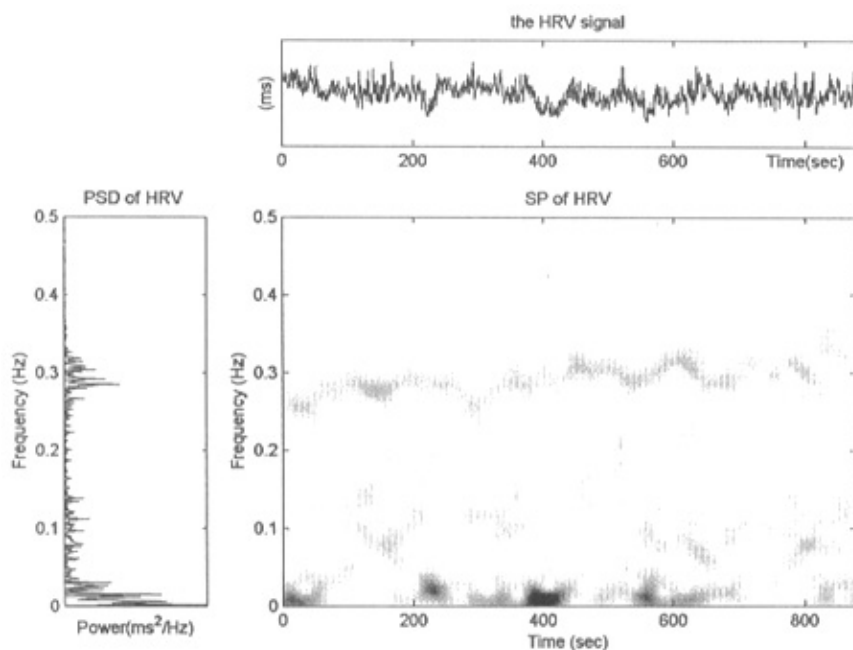
(b) 信号, 瞬时频率和瞬时功率 (c) Choi-Williams 分布的三维显示图

Fig 5.21 Joint time-frequency analysis of HRV based on Choi-Williams distribution

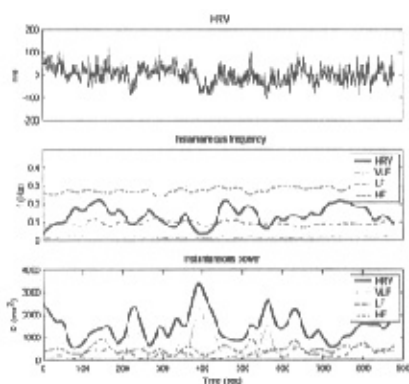
(a) Signal, power spectral density and 2-D display of CWD

(b) Signal, instantaneous frequency and instantaneous power (c) 3-D display of CWD

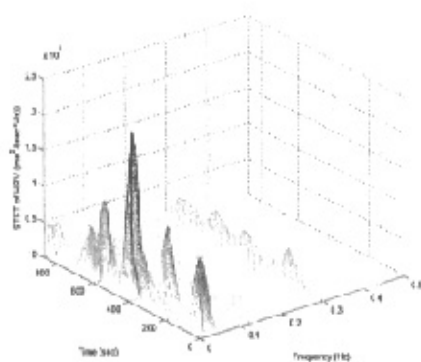
⑤ 谱图(频率轴 256 点, 63 点 hamming 窗)



(a)



(b)



(c)

图 5.22 基于谱图的 HRV 联合时频分析

(a) 信号, 功率谱密度和谱图的二维显示

(b) 信号, 瞬时频率和瞬时功率 (c) 谱图的三维显示图

Fig 5.22 Joint time-frequency analysis of HRV based on Spectrogram

(a) Signal, power spectral density and 2-D display of Spectrogram

(b) Signal, instantaneous frequency and instantaneous power (c) 3-D display of Spectrogram

我们采用相同的方法对 HRV 信号进行时频分析, 其结果如图 5.18, 图 5.19, 图 5.20, 图 5.21 和图 5.22 所示。从图中可以看到与正弦信号相似的结果。各种时频方法都基本可以观察到 HRV 信号的频率随时间改变的趋势。可是瞬时频率和瞬时功率的估计, 除谱图外, 其余各种分布的计算结果几乎都不可读, 这种不可读性正是能量密度出现了负值所引起的。

综上, 在所有采用的二次时频分布中, 谱图的分析结果, 可读性最强, 且它的计算完全可基于短时傅里叶变换, 计算速度比较快。因此, 本文采用谱图来提取 HRV 信号的时频分析参数。

5.2.4 基于谱图的时频参数提取和单因素方差分析

通过前面的分析, 本文选用谱图计算了 120 例样本数据(20 例正常人, 40 例冠心病和 60 例高血压)的时频联合分布, 然后利用边缘和矩, 提取出 6 个参数。原始心电数据的采样频率为 512Hz, 受试者处于静卧状态, 年龄分布在 20 到 50 岁之间。

① 时频参数的提取

时频参数提取方法如下:

1) 记 HRV 信号为 $x(n)$, 其重采样频率为 2Hz, 它相应的解析信号的谱图记为 $f\hat{f}_x(n, f)$, 加窗为 63 点 hamming 窗, 谱点数为 512 点;

2) 计算整个时频平面以及各区域(相应的生理频带)的一阶时间矩和时间边缘, 提取 HRV 信号各频段的瞬时频率和瞬时功率记为 $f_{vlf}(n)$ 、 $f_l(n)$ 、 $f_h(n)$ 、 $e_{vlf}(n)$ 、 $e_l(n)$ 和 $e_h(n)$ 。

表 5.3 基于谱图的时频参数(20 例正常人, 256s HRV, $m \pm \sigma$, $n=512$)

Table 5.3 Time-frequency indices based on Spectrogram

(20 normal objects, 256s HRV, $m \pm \sigma$, $n=512$)

数据文件名	$E_{vlf}(\%)$	$E_l(\%)$	$E_h(\%)$	$F_{vlf}(\text{Hz})$	$F_l(\text{Hz})$	$F_h(\text{Hz})$
'06'	0.4320±0.1635	0.2346±0.1167	0.2073±0.1228	0.0198±0.0033	0.0863±0.0003	0.2718±0.0278
'09'	0.2519±0.1791	0.3493±0.1744	0.3132±0.1588	0.0213±0.0035	0.0912±0.0002	0.2788±0.0238
'09a'	0.3470±0.2182	0.3039±0.1770	0.2440±0.1938	0.0203±0.0037	0.0958±0.0002	0.2640±0.0304
'17'	0.6102±0.1415	0.2180±0.1582	0.0227±0.0228	0.0207±0.0026	0.0704±0.0001	0.2760±0.0237
'17a'	0.5805±0.1795	0.2324±0.1808	0.0426±0.0626	0.0205±0.0029	0.0742±0.0002	0.2632±0.0282
'20'	0.5189±0.1340	0.2559±0.1432	0.0727±0.0432	0.0198±0.0033	0.0841±0.0001	0.2812±0.0354
'20a'	0.3363±0.1165	0.3624±0.1094	0.2194±0.0738	0.0236±0.0048	0.0811±0.0002	0.3173±0.0249
'24'	0.2573±0.1430	0.2881±0.1261	0.3834±0.1541	0.0219±0.0047	0.0907±0.0002	0.2295±0.0135
'24a'	0.2606±0.1774	0.3278±0.1619	0.3456±0.1717	0.0208±0.0041	0.0904±0.0001	0.2213±0.0158
'25a'	0.2373±0.1040	0.4488±0.1306	0.2614±0.1080	0.0222±0.0038	0.0969±0.0001	0.2427±0.0306
'29'	0.3074±0.1898	0.1878±0.0908	0.4007±0.2035	0.0219±0.0035	0.0835±0.0002	0.3262±0.0269
'29a'	0.4024±0.1415	0.1094±0.0963	0.3532±0.1688	0.0188±0.0026	0.0841±0.0001	0.3333±0.0199
'30'	0.1315±0.0817	0.2060±0.0884	0.5286±0.1538	0.0242±0.0039	0.0891±0.0001	0.2998±0.0270
'30a'	0.1563±0.1102	0.1741±0.1357	0.5458±0.1825	0.0240±0.0041	0.0876±0.0002	0.2939±0.0199
'31'	0.4014±0.1609	0.2481±0.1405	0.2265±0.0999	0.0196±0.0028	0.0924±0.0002	0.2699±0.0239
'31a'	0.4788±0.1596	0.2255±0.1272	0.1698±0.0947	0.0206±0.0035	0.0859±0.0002	0.2791±0.0181
'35'	0.2084±0.1276	0.1801±0.0914	0.5324±0.1408	0.0207±0.0031	0.0842±0.0002	0.2474±0.0186
'35a'	0.2622±0.1448	0.1346±0.1004	0.5117±0.1773	0.0210±0.0039	0.0849±0.0002	0.2610±0.0166
'43'	0.3045±0.1746	0.3273±0.1355	0.2745±0.1534	0.0216±0.0046	0.0898±0.0002	0.3146±0.0254
'43a'	0.5119±0.1754	0.1913±0.1673	0.1286±0.1114	0.0196±0.0039	0.0805±0.0002	0.3044±0.0294

表 5.4 基于谱图的时频参数(60 例高血压患者, 256s HRV, $m \pm \sigma$, $n=512$)

数据文件名	$E_H(\%)$	$E_T(\%)$	$E_M(\%)$	$F_H(\text{Hz})$	$F_T(\text{Hz})$	$F_M(\text{Hz})$
'02'	0.2042±0.1489	0.4892±0.1252	0.2213±0.0842	0.0232±0.0037	0.1025±0.0002	0.2505±0.0325
'02a'	0.3379±0.1815	0.3881±0.1586	0.1587±0.1046	0.0218±0.0047	0.0931±0.0002	0.2469±0.0269
'03'	0.2466±0.1494	0.2261±0.1254	0.4746±0.1847	0.0229±0.0044	0.0793±0.0001	0.2923±0.0110
'03a'	0.3535±0.1693	0.1603±0.0932	0.3899±0.1605	0.0212±0.0039	0.0733±0.0001	0.2793±0.0114
'04'	0.3047±0.1361	0.3303±0.1018	0.2824±0.1444	0.0229±0.0040	0.0790±0.0001	0.2765±0.0227
'04a'	0.4444±0.1599	0.2793±0.1473	0.1826±0.1147	0.0223±0.0030	0.0817±0.0002	0.2749±0.0174
'07'	0.3622±0.2171	0.4496±0.2140	0.1456±0.1011	0.0262±0.0034	0.0774±0.0002	0.2394±0.0254
'07a'	0.2983±0.1269	0.2611±0.1088	0.3608±0.1548	0.0223±0.0038	0.0863±0.0003	0.2343±0.0194
'08'	0.5733±0.1725	0.1503±0.1185	0.1308±0.1434	0.0202±0.0033	0.0717±0.0001	0.3041±0.0120
'08are'	0.5051±0.1583	0.2480±0.1594	0.1018±0.0752	0.0203±0.0039	0.0745±0.0001	0.2952±0.0228
'10'	0.4193±0.1728	0.2653±0.1573	0.1983±0.1119	0.0217±0.0029	0.0786±0.0001	0.2544±0.0169
'10a'	0.3156±0.1345	0.3336±0.1493	0.2365±0.1118	0.0216±0.0044	0.0836±0.0002	0.2508±0.0184
'12'	0.4596±0.1687	0.2620±0.1317	0.1689±0.1469	0.0214±0.0035	0.0794±0.0002	0.2794±0.0191
'12a'	0.4500±0.2249	0.2412±0.1530	0.1725±0.1476	0.0205±0.0033	0.0748±0.0001	0.2604±0.0239
'14'	0.3050±0.1617	0.3131±0.1517	0.3259±0.1591	0.0227±0.0037	0.0862±0.0002	0.2732±0.0221
'14a'	0.2800±0.1661	0.2604±0.1048	0.3933±0.1750	0.0219±0.0041	0.0842±0.0002	0.2656±0.0179
'15'	0.4252±0.1754	0.3924±0.2269	0.0679±0.0438	0.0204±0.0044	0.0863±0.0002	0.2046±0.0186
'15a'	0.4846±0.1228	0.3698±0.1411	0.0633±0.0355	0.0230±0.0031	0.0815±0.0001	0.2209±0.0250
'16'	0.5293±0.1649	0.2621±0.1194	0.1127±0.1135	0.0223±0.0036	0.0745±0.0002	0.2301±0.0182
'16a'	0.5080±0.1619	0.2308±0.1313	0.1413±0.0953	0.0218±0.0037	0.0722±0.0002	0.2326±0.0197
'18'	0.2517±0.1561	0.4304±0.1471	0.2539±0.1394	0.0238±0.0037	0.0852±0.0001	0.2275±0.0195
'18a'	0.3626±0.1622	0.2384±0.0951	0.2660±0.1647	0.0202±0.0029	0.0830±0.0001	0.2460±0.0180
'19a'	0.4571±0.1451	0.3105±0.1474	0.1314±0.1190	0.0220±0.0037	0.0838±0.0002	0.2405±0.0263
'21a'	0.4046±0.1421	0.2226±0.1120	0.2689±0.1236	0.0212±0.0035	0.0787±0.0002	0.2286±0.0173
'23'	0.5752±0.1212	0.1502±0.1103	0.0788±0.0614	0.0180±0.0020	0.0757±0.0001	0.2723±0.0298
'23a'	0.5700±0.1488	0.1588±0.1343	0.0883±0.0609	0.0186±0.0031	0.0764±0.0001	0.2532±0.0207
'27'	0.4031±0.1608	0.2562±0.1309	0.2361±0.1284	0.0211±0.0033	0.0793±0.0001	0.2619±0.0142
'28a'	0.3617±0.1607	0.3278±0.1414	0.2225±0.1209	0.0218±0.0039	0.0843±0.0001	0.2605±0.0216
'32'	0.3640±0.1822	0.3469±0.1639	0.1952±0.1035	0.0236±0.0036	0.0847±0.0002	0.2592±0.0189
'32a'	0.4265±0.1925	0.2830±0.1225	0.2170±0.1880	0.0230±0.0031	0.0818±0.0002	0.2628±0.0207
'34'	0.5808±0.1461	0.2697±0.1450	0.0371±0.0345	0.0218±0.0027	0.0794±0.0001	0.2289±0.0230
'34a'	0.5061±0.1586	0.3088±0.1719	0.0687±0.0499	0.0230±0.0039	0.0804±0.0001	0.2427±0.0307
'38'	0.2484±0.1202	0.1503±0.0965	0.5256±0.1500	0.0196±0.0029	0.0837±0.0002	0.2938±0.0150
'38a'	0.2615±0.1639	0.1398±0.1137	0.5316±0.2237	0.0207±0.0040	0.0792±0.0002	0.2900±0.0127
'41'	0.5096±0.1589	0.1825±0.1485	0.1322±0.0863	0.0182±0.0022	0.0799±0.0001	0.2889±0.0313
'41a'	0.4730±0.1847	0.1716±0.1264	0.2180±0.1678	0.0194±0.0032	0.0783±0.0002	0.2886±0.0238
'42'	0.3375±0.1407	0.2309±0.1012	0.3523±0.1470	0.0225±0.0037	0.0811±0.0001	0.2611±0.0179
'42a'	0.3267±0.1678	0.3513±0.1342	0.2532±0.1483	0.0230±0.0037	0.0815±0.0002	0.2488±0.0167
'44'	0.4980±0.1849	0.2138±0.1872	0.1244±0.0720	0.0190±0.0029	0.0847±0.0002	0.2818±0.0203
'44a'	0.5342±0.1347	0.1659±0.0965	0.1407±0.0913	0.0196±0.0033	0.0833±0.0003	0.2688±0.0162
'45'	0.4273±0.1532	0.3565±0.1737	0.1365±0.1126	0.0248±0.0044	0.0703±0.0001	0.2254±0.0192
'45a'	0.4510±0.1512	0.3089±0.1360	0.1283±0.0944	0.0215±0.0035	0.0710±0.0001	0.2303±0.0217
'47'	0.5622±0.1411	0.1519±0.0492	0.1991±0.1419	0.0235±0.0019	0.0641±0.0001	0.2920±0.0261
'50'	0.4739±0.1479	0.2470±0.1146	0.1283±0.0778	0.0213±0.0035	0.0746±0.0001	0.2995±0.0302
'50a'	0.5455±0.1704	0.1739±0.1629	0.0505±0.0417	0.0187±0.0026	0.0759±0.0001	0.2882±0.0425
'51are'	0.2708±0.1941	0.1371±0.0638	0.3226±0.1699	0.0219±0.0049	0.0813±0.0002	0.3112±0.0304
'52'	0.5437±0.1369	0.1665±0.1541	0.1325±0.0970	0.0201±0.0037	0.0740±0.0001	0.2877±0.0307
'52a'	0.5318±0.1288	0.1983±0.1257	0.0719±0.0654	0.0184±0.0031	0.0743±0.0001	0.2675±0.0312
'54'	0.4873±0.1670	0.2538±0.1645	0.1098±0.0871	0.0215±0.0040	0.0797±0.0001	0.2880±0.0358
'54a'	0.5636±0.1237	0.1823±0.1161	0.0847±0.0537	0.0198±0.0024	0.0774±0.0001	0.2876±0.0323
'81'	0.2339±0.1470	0.3786±0.1866	0.3389±0.1491	0.0240±0.0050	0.0831±0.0002	0.2453±0.0240
'56a'	0.4408±0.1660	0.2314±0.1260	0.1370±0.1132	0.0189±0.0032	0.0942±0.0002	0.2570±0.0332
'59'	0.2393±0.1402	0.3367±0.1593	0.3586±0.1494	0.0247±0.0036	0.0826±0.0002	0.2800±0.0211
'59a'	0.3920±0.1753	0.2293±0.1422	0.2510±0.1489	0.0210±0.0032	0.0785±0.0002	0.2847±0.0186
'61'	0.5365±0.1251	0.2484±0.1079	0.1059±0.0567	0.0225±0.0032	0.0694±0.0001	0.2901±0.0218
'61a'	0.5480±0.1529	0.2170±0.1347	0.0713±0.0871	0.0205±0.0035	0.0719±0.0001	0.2695±0.0268
'81a'	0.2588±0.1396	0.4054±0.1704	0.2899±0.1739	0.0244±0.0042	0.0806±0.0001	0.2394±0.0173
'63a'	0.5904±0.1307	0.1038±0.0540	0.1530±0.1162	0.0206±0.0015	0.0729±0.0002	0.2786±0.0368
'66'	0.3200±0.1536	0.2905±0.1359	0.2874±0.1513	0.0241±0.0042	0.0752±0.0002	0.3302±0.0342
'66a'	0.5395±0.1157	0.1441±0.0707	0.1407±0.1152	0.0193±0.0034	0.0733±0.0001	0.3199±0.0301

表 5.5 基于谱图的时频参数(40 例冠心病患者, 256s HRV, $m \pm \sigma$, $n=512$)

数据文件名	$E_{VF}(\%)$	$E_V(\%)$	$E_H(\%)$	$F_{VF}(\text{Hz})$	$F_V(\text{Hz})$	$F_H(\text{Hz})$
'01'	0.2294±0.1443	0.2878±0.2063	0.4419±0.2365	0.0236±0.0043	0.0809±0.0001	0.2753±0.0156
'01a'	0.3185±0.1135	0.3220±0.1587	0.3083±0.1611	0.0248±0.0037	0.0816±0.0001	0.2571±0.0248
'11'	0.4267±0.1766	0.3391±0.1797	0.1313±0.1389	0.0221±0.0040	0.0767±0.0001	0.2695±0.0355
'11a'	0.3359±0.1848	0.3273±0.1935	0.2010±0.1464	0.0216±0.0044	0.0852±0.0002	0.2872±0.0375
'22'	0.3982±0.1758	0.1854±0.0976	0.3259±0.1681	0.0211±0.0032	0.0749±0.0002	0.3068±0.0247
'22a'	0.4823±0.1466	0.1537±0.1082	0.2288±0.1253	0.0200±0.0033	0.0819±0.0002	0.2914±0.0236
'36'	0.3015±0.2090	0.2385±0.1401	0.3792±0.2395	0.0235±0.0039	0.0876±0.0003	0.2630±0.0192
'36a'	0.3919±0.1893	0.2566±0.1202	0.2587±0.1440	0.0225±0.0025	0.0771±0.0002	0.2558±0.0210
'37'	0.5816±0.1401	0.1980±0.1580	0.0392±0.0367	0.0192±0.0034	0.0803±0.0002	0.2628±0.0403
'37a'	0.3755±0.1787	0.4192±0.1709	0.1265±0.1009	0.0230±0.0043	0.0831±0.0002	0.2904±0.0313
'39'	0.3276±0.1361	0.2224±0.1209	0.3752±0.1539	0.0218±0.0035	0.0809±0.0001	0.2991±0.0238
'39a'	0.4463±0.1569	0.1424±0.0876	0.2977±0.1418	0.0203±0.0026	0.0730±0.0001	0.3025±0.0210
'49'	0.6161±0.1844	0.0789±0.0846	0.0805±0.1264	0.0178±0.0015	0.0698±0.0002	0.3171±0.0328
'49a'	0.5524±0.2138	0.1611±0.1124	0.1363±0.1632	0.0206±0.0035	0.0698±0.0002	0.3178±0.0235
'57'	0.4110±0.2004	0.3608±0.1549	0.1602±0.1232	0.0241±0.0040	0.0684±0.0001	0.2812±0.0263
'57a'	0.4839±0.2008	0.2347±0.1511	0.1994±0.1667	0.0236±0.0041	0.0712±0.0001	0.2593±0.0291
'58'	0.3342±0.1763	0.3166±0.1122	0.2720±0.1416	0.0231±0.0035	0.0833±0.0002	0.2790±0.0292
'58a'	0.3368±0.1978	0.3771±0.1739	0.2089±0.1080	0.0234±0.0042	0.0812±0.0001	0.2532±0.0295
'60'	0.5480±0.1506	0.1786±0.1135	0.0993±0.0792	0.0195±0.0029	0.0736±0.0001	0.3031±0.0277
'60a'	0.5103±0.1180	0.2329±0.1180	0.1231±0.0731	0.0221±0.0033	0.0745±0.0002	0.3092±0.0259
'62a'	0.2325±0.1190	0.3861±0.1423	0.2556±0.1172	0.0233±0.0042	0.0887±0.0002	0.2580±0.0282
'65'	0.5811±0.1570	0.1003±0.1110	0.1238±0.1177	0.0184±0.0025	0.0725±0.0002	0.2911±0.0244
'65a'	0.4816±0.1406	0.1253±0.0728	0.2505±0.1284	0.0194±0.0030	0.0710±0.0002	0.2899±0.0189
'68'	0.4279±0.1778	0.1704±0.0955	0.2760±0.1787	0.0211±0.0034	0.0748±0.0002	0.2730±0.0226
'68a'	0.3873±0.1763	0.2584±0.1436	0.2387±0.1437	0.0217±0.0040	0.0755±0.0002	0.2723±0.0243
'69'	0.4448±0.2231	0.2457±0.1383	0.1522±0.1416	0.0212±0.0033	0.0760±0.0002	0.3014±0.0367
'69a'	0.4446±0.2585	0.2040±0.1329	0.1845±0.1590	0.0209±0.0039	0.0809±0.0003	0.2841±0.0428
'71'	0.4678±0.1580	0.1708±0.1218	0.2262±0.1394	0.0200±0.0037	0.0735±0.0002	0.3233±0.0230
'71a'	0.4371±0.1434	0.2862±0.1614	0.1841±0.1081	0.0234±0.0044	0.0683±0.0001	0.3102±0.0272
'72'	0.3764±0.1316	0.2217±0.1153	0.3204±0.1573	0.0225±0.0034	0.0726±0.0001	0.2989±0.0118
'72a'	0.4551±0.1192	0.1746±0.1196	0.2695±0.1112	0.0220±0.0044	0.0706±0.0001	0.2925±0.0136
'73'	0.3912±0.1628	0.1703±0.1151	0.2935±0.1336	0.0196±0.0034	0.0811±0.0002	0.2653±0.0178
'73a'	0.3702±0.1846	0.1859±0.1239	0.3325±0.1731	0.0204±0.0027	0.0837±0.0002	0.2593±0.0186
'76'	0.4944±0.1700	0.2185±0.1413	0.1587±0.1313	0.0205±0.0036	0.0794±0.0003	0.2652±0.0269
'76a'	0.5880±0.1440	0.1453±0.1157	0.1015±0.0955	0.0206±0.0033	0.0676±0.0001	0.2715±0.0176
'78a'	0.3425±0.2020	0.2442±0.1356	0.3313±0.2053	0.0199±0.0027	0.0821±0.0002	0.2919±0.0248
'79'	0.5264±0.1733	0.1573±0.1857	0.1502±0.0866	0.0187±0.0027	0.0841±0.0003	0.2414±0.0213
'79a'	0.4098±0.1529	0.2240±0.1108	0.2787±0.1552	0.0217±0.0029	0.0877±0.0003	0.2421±0.0211
'82'	0.6538±0.1326	0.1911±0.1412	0.0222±0.0306	0.0210±0.0032	0.0672±0.0001	0.2481±0.0273
'82a'	0.5403±0.1564	0.1676±0.1101	0.1593±0.1247	0.0212±0.0037	0.0735±0.0002	0.2984±0.0202

3) 计算瞬时频率和瞬时功率的均值, 分别记为 F_{VF} 、 F_V 、 F_H 、 E_{VF} 、 E_V 和 E_H , 即为提取出的时频参数。

采用这种方法对 120 例数据(20 例正常人, 40 例冠心病和 60 例高血压)的计算结果如表 5.3、表 5.4 和表 5.5 所示。

② 时频参数的单因素方差分析

事件的发生往往与多个因素有关, 但各个因素对事件发生的影响可能是不同的, 而且同一因素的不同水平对事情发生影响也是不同的。通过方差分析, 可以研究不同因素以及因素水平不同对事件发生的影响程度。单因素方差分析^[123](One-Way Analysis of Variance, ANOVA)是通过选取多个影响因素中的一个来考

察的。本试验主要考察受试者处于不同病理状态下(即正常人, 高血压患者和冠心病患者)HRV 的时频参数是否存在显著性差异。因此, 这里选用单因素方差分析来对本试验所得结果进行统计意义上的检查是可行的。用单因素方差分析对试验结果进行差异性检验会产生两个值, F 值和 P 值。P 值是返回所得比较样本取自同一群体(或取自均值相同的不同群体)的零假设(即检验各样本的平均数是否相等)成立的概率。若 P 值接近 0, 则认为零假设可疑, 并认为所比较样本均值存在差异。观察值与总平均值之差的平方和, 称为离差平方和。进行单因素方差分析时, 离差平方和被分解为组间平方和(也称为条件误差, 记为 SS_A)和组内平方和(也称为随机误差, 记为 SS_E)。对应地, 总自由度(df)被分解为组间自由度(df_A)和组内自由度(df_E)。当零假设成立时, 得出统计量:

$$F = \frac{SS_A / df_A}{SS_E / df_E} = \frac{MS_A}{MS_E} \tag{5.12}$$

其中, MS_A 和 MS_E 称为平均离差平方。如果得到的 F 值比 1 大得多, 即条件误差比随机误差大得多, 则条件(水平)不同起显著作用, 因此, 不能认为各总体的均值相同, 否定原假设。当 F 值小于 1 时, 认为因素改变对实验结果引起的变动不显著, 大部分实验是由个体差异所导致的。由于不同水平下的试验次数或观测数据个数难以做到完全相同, 因此单因素方差分析分为等重复的和不等重复的。对于等重复试验, 等方差的基本假设稍有违背不会对检验结果的可靠性产生大的影响, 反之, 不等重复试验影响则较大。

我们实际采集的数据为 20 例正常人, 40 例冠心病患者和 60 例高血压患者, 它们的样本容量显然不同, 若直接采用不等重复试验的单因素方差分析得到的结果可靠性不大。因此, 我们采用等重复试验的单因素方差分析, 取冠心病和高血压患者数据前 20 个, 构成等样本容量。采用 ANOVA 对所得的 6 种时频参数分析如表 5.6 所示, 各参数的均值和波动范围如图 5.23 所示。

表 5.6 实验结果单因素方差分析表
Table 5.6 The one-way analysis of variance of experimental results

时频 参数	正常人		高血压患者		冠心病患者		F 值	P 值
	均值	方差	均值	方差	均值	方差		
E_{vlf}	0.3498	0.0190	0.3904	0.0107	0.4204	0.0110	4.13	0.0186
E_{lf}	0.2503	0.0070	0.2957	0.0077	0.2517	0.0081	1.81	0.1689
E_{hf}	0.2892	0.0262	0.2165	0.0138	0.2197	0.0122	3.97	0.0215
F_{vlf}	0.0212	2.175e-6	0.0220	1.854e-6	0.0219	3.405e-6	0.41	0.6674
F_{lf}	0.0862	4.238e-5	0.0810	5.703e-5	0.0777	3.155e-5	14.04	3.4171e-6
F_{hf}	0.2788	9.608e-4	0.2583	7.011e-4	0.2841	4.591e-4	4.97	0.0085

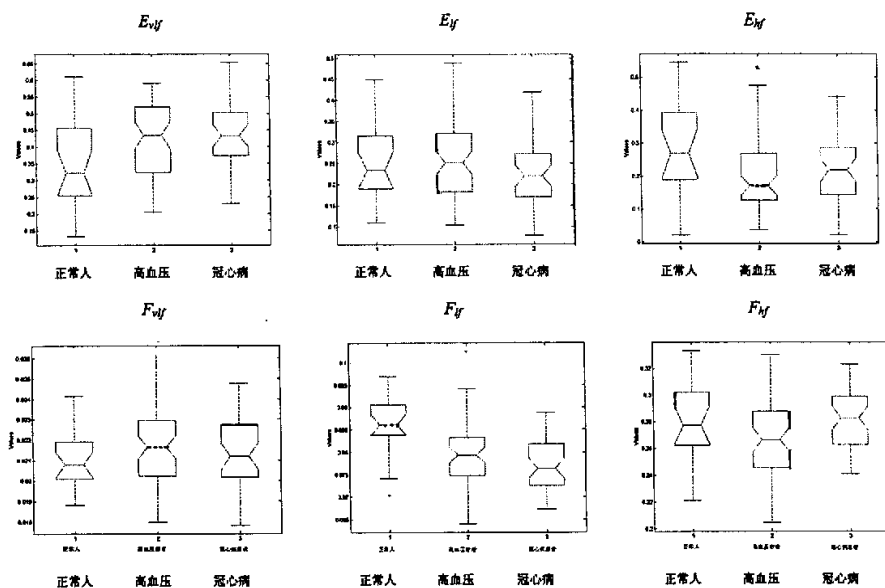


图 5.23 时频参数的均值和动态范围

Fig 5.23 The mean value and the fluctuation range of the time-frequency indices

从表中可以看出,除 E_{lf} 和 F_{vlf} 外,其余时频参数都能对不同病理情况下的 HRV 时频特性作出反映,且低频段的瞬时频率均值 F_{lf} 反映最灵敏。 E_{vlf} 和 F_{lf} 的均值都是正常人小于高血压患者和冠心病患者,而 E_{hf} 的均值恰好相反。 F_{lf} 的均值是正常人大于高血压患者而小于冠心病患者。

5.3 本章小结

本章基于第 3 章研究的时频分析方法和第 4 章的 HRV 信号预处理,提出了一系列的分析 HRV 信号的时频分析方法,主要是基于小波变换和谱图的方法。其中基于小波变换和短时域分析的方法具有创新性,这种方法,利用小波变换提取各生理频段指标,然后结合短时域功率的分析方法提出了短时 LF/HF 比这个指标,它能动态跟踪自主神经活动的平衡性,很适合 Holter 监护使用。此外,基于小波变换和独立量分析的方法,尽管分解结果的生理意义还有待证明,但这是一种试图解释和验证 HRV 信号受自主神经系统和非神经因素调节的新的尝试。而基于谱图提取出的 6 种时频参数,利用单因素方差分析证明其中 4 种 F_{lf} 、 F_{hf} 、 E_{vlf} 和 E_{hf} , 能反映出不同病理情况的 HRV 时频特性,且 F_{lf} 效果最显著。

6 结论与展望

6.1 本文结论

本文根据心率变异性的生理基础知识,结合数字信号处理技术和时频联合分析理论,提出了一系列分析 HRV 信号非平稳特性的方法,并且提取出了传统时域和频域方法不能获得的动态参数和时频参数。

归纳起来,本文主要取得了以下成果和创新:

1) 深入研究和对比分析了传统的时域和频域 HRV 分析方法,对这两类方法提取的量化参数的计算和生理意义都作了全面而深入的讨论,发现这些方法都没有考虑 HRV 信号的非平稳性,其量化参数只能反映出 HRV 信号的整体特性,不能清楚地反映出记录过程中,HRV 信号受到各种因素调节而发生的改变。

2) 利用小波变换的分解和重构,提出了量化 HRV 信号各频段能量的时域间接方法。这种方法不但能获得传统的频域参数,而且能得到这些参数随时间的动态变化,称为短时功率和短时 LF/HF 比。短时动态参数是本文首次提出的能反映自主神经系统对 HRV 的调节过程,也能反映出交感神经和迷走神经张力平衡的时变参数。这一参数很适合做到 Holter 监护中,动态跟踪自主神经的活动。

3) 以小波变换为基础,提出了一种基于独立量分析的 HRV 信号分解方法。这是一种 HRV 信号分解的新方法,它从控制 HRV 信号的因素入手,其分解的机理建立在 HRV 信号受到神经系统(包括交感和迷走神经)和非神经系统因素共同调节的生理基础之上,从分解后信号的功率谱看,这种方法的分解结果,基本符合现在公认的临床研究结果,即 LF 段反映迷走和交感神经的双重调节, HF 段反映迷走神经的调节。

4) 采用各种 Cohen 类二次时频分布对 HRV 信号进行时频联合分析,并计算了其边缘和矩。对比分析后,确定采用谱图进行时频特征参数提取,即 F_{vlf} 、 F_{lf} 、 F_{hf} 、 E_{vlf} 、 E_{lf} 和 E_{hf} , 对 120 例数据(20 例正常人, 40 例冠心病患者和 60 例高血压患者)进行了计算。经单因素方差分析,发现其中的 4 种参数 F_{lf} 、 F_{hf} 、 E_{vlf} 和 E_{hf} 均能反映出不同病理情况的 HRV 时频特性,且 F_{lf} 的反映效果最灵敏,而 F_{vlf} 和 E_{lf} 不能反映出病理条件的改变。其中, E_{vlf} 和 F_{lf} 的均值都是正常人小于高血压患者和冠心病患者,而 E_{hf} 的均值恰好相反。 F_{lf} 的均值是正常人大于高血压患者而小于冠心病患者。

6.2 后续工作展望

本研究课题以时频分析理论为基本方法,心率变异性信号的生理调节机制为

基础展开的,由于时频分析理论本身的深度与广度以及临床上对 HRV 信号的研究进展,使我深切地感受到该课题的挑战性。在此,对以后的研究工作提出以下几点建议和展望:

1) 由于心率变异性受到多种因素的共同调节,至今其生理机制一直没有研究透彻,这使我们在分析 HRV 信号时,描述所提取参数的生理意义时有一定困难。因此,和临床医生进行更密切的合作是非常有必要的。

2) 心脏的功能主要由自主神经系统的两个分支控制,即由交感神经和迷走神经系统控制。心血管信号的频率分析将促进我们对这两个分支在不同情况下相互作用模式的了解,而心率中明显表现出呼吸频率波动,并且心脏和血压信号通常会在 0.1Hz 左右发生共振,这种现象被认为与心血管压力反射系统相联系。因此在记录心电信号的同时,记录同程的各种心血管信号,如呼吸、血压信号,有利于更全面地了解心脏受自主神经活动的调节情况。

3) 对 HRV 信号进行生理建模。一旦 HRV 信号的仿真模型建立起来,就可以人为地控制该模型的参数来改变仿真信号的特性,并进而用这些仿真信号来检验、比较各种信号处理方法,这是真实信号不易做到的。

4) 本文中的所有结果与结论都是在有限的甚至是少量的样本量基础上统计得出的,为增强结果的准确度,增加更多的采集样本和临床研究是非常必要的。

致 谢

本论文是在导师杨浩教授的悉心指导下完成的，它凝聚着恩师的心血和学术思想。三年来，恩师不仅在学业上对我严格要求，精心指点，更在生活上给了我无微不至的关心和帮助。恩师用他精深的学术造诣和渊博的知识将我引入了数字信号处理的美妙和神奇世界，他严谨的治学态度，宽广的胸襟和孜孜不倦的学习精神使我受益匪浅、惠及终身。同时，恩师为我提供了良好的科研学习条件，让我的研究工作得以顺利展开。在此，向杨浩教授表示深深的谢意，并致以崇高的敬礼！

感谢电工技术研究所所长何为教授的指导和帮助，何老师爽朗的性格，掷地有声的话语给我留下了深刻的印象，同时感谢何老师给我提供参与工程实践的机会，这让我有更多的机会理论联系实际。

感谢肖冬萍同学不辞辛劳地多次前往与我们合作的重庆医科大学附属医院采集原始心电数据，没有这些数据，我的论文工作是无法完成的。

感谢师兄朱家福、曹赞、罗乐，他们在生活和学习上给予我许多关心和帮助；感谢师姐王淋泓，她是我进电工所后认识的第一个人，她寄予我的厚望一直让我心存感动；感谢师兄缪晓波，他对科研工作的独到见解，让我感触良多；感谢同窗黄雪梅、杨军、徐超、陈亮和好朋友张鹏、陈显圣、孙兆义、岳晋，以及师姐于静、师妹张维维，我三年快乐的研究生生活离不开他们。

感谢我的父母、姐姐、姐夫，他们的爱与关怀使我能够克服一切困难，在人生的道路上勇往直前，无所畏惧！感谢我的小侄女卢伟琪，她给我和家人带来了无穷的欢乐和幸福，使我常常感受到生命的活力与希望！感谢我的挚友唐克义，他多年来对我的关心、照顾、支持与鼓励，让我平寂的生活平添了很多温暖，这份友情值得我一辈子去珍惜。

感谢在百忙之中评阅论文和参加答辩的各位专家、教授！

最后，谨将本文献给所有在我求学过程中曾关心和帮助过我的人，并再次向他们表示由衷的谢意。

卢 山

二〇〇四年十一月 于重庆

参考文献

- [1] 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, *European Heart Journal*, 1996, Vol.17: 354-381.
- [2] Federico Lombardi, Clinical implications of present physiological understanding of HRV components, *Cardiac Electrophysiology Review*, 2002, Vol.6: 245-249.
- [3] Alberto Malliani, Nicola Montano, Current perspective — Heart rate variability as a clinical tool, *Ital Heart Journal*, 2002, Vol.3, No.8: 439-445.
- [4] 胡桃红, 心率变异性, *临床心电学杂志*, 1995, Vol.4, No.1: 23-28.
- [5] 刘晓芳, 叶志前, 心率变异性的分析方法和应用, *国外医学生物医学工程分册*, 2001, Vol.24, No.1: 42-48.
- [6] Cannon WB., Organization for physiological homeostatics, *Physical Review*, 1929, Vol.9: 399-431.
- [7] 胡大一, 郭成军, 李瑞杰, 心率变异性—测量标准, 生理释义与临床应用——续一: 心率变异性的生理研究, *中国医疗器械信息*, 1998, Vol.4, No.1: 29-32.
- [8] 胡大一, 郭成军, 李瑞杰, 心率变异性—测量标准, 生理释义与临床应用——续二: 心率变异性的生理研究, *中国医疗器械信息*, 1998, Vol.4, No.2: 15-18.
- [9] 胡大一, 郭成军, 李瑞杰, 心率变异性—测量标准, 生理释义与临床应用——续三: 心率变异性的生理研究, *中国医疗器械信息*, 1998, Vol.4, No.3: 26-28.
- [10] Hon EH, Lee ST, Electronic evaluations of the fetal heart rate patterns preceding fetal death, further observations, *Am. J. Obstet. Gynec.*, 1965, Vol.87: 814-826.
- [11] Sayers BM, Analysis of heart rate variability, *Ergonomics*, 1973, Vol.16: 17-32.
- [12] Ewing DJ, Martin CN, Young RJ, Clarke BF, The value of cardiovascular autonomic function tests: 10 years experience in diabetes, *Diabetic Care*, 1985, Vol.8: 491-498.
- [13] Wolf MM, Varigos GA, Hunt D, Sloman JG, Sinus arrhythmia in acute myocardial infarction, *Med. J. Australia*, 1978, Vol.2: 52-53.
- [14] Akselrod S, Gordon D, Ubel FA, Shannon DC, Barger AC, Cohen RJ, Power spectrum analysis of heart rate fluctuation: a quantitative probe of beat to beat cardiovascular control, *Science*, 1981, Vol.213: 220-222.
- [15] 张荣, 心率变异性研究进展, *心血管病学进展*, 1993, Vol.14, No.6: 367-376.
- [16] 吕晓琪, 蒋大宗, 心率波动信号的谱分析及其应用, *生物医学工程学杂志*, 1993, Vol.10, No.3: 212-217.

- [17] Gillman MW, Kannel WB, Paffenbarger RSJ, Cupples LA, Heart rate and cardiovascular mortality: the Framingham Study, *American Heart Journal*, 1987, Vol.113: 1489-1494.
- [18] Dyer AR, Persky V, Stamler J, Paul O, Shekelle RB, Berkson DM, Lepper M, Schoenberger JA, Lindberg HA, Heart rate as a prognostic factor for coronary heart disease and mortality: findings in three Chicago epidemiologic studies, *American Journal Epidemiol*, 1980, Vol.112: 736-749.
- [19] 廖旺才, 杨福生, 胡广书, 心率变异性非线性信息处理的现状与展望, 国外生物医学工程分册, 1995, Vol.18, No.6: 311-316.
- [20] 张荣, 王兴邦, 郑军, 张立藩, 心率变异性谱分析方法的比较研究, 航天医学与医学工程, 1994, Vol.7, No.1: 49-55.
- [21] 明东, 田锡惠, 杨春梅, 丁北生, 万柏坤, 心率变异(HRV)信号的谱分析方法研究, 北京生物医学工程, 2001, Vol.20, No.4: 252-255.
- [22] 楚东雨, 宁新宝, 心率变异性的自回归模型功率谱分析, 数据采集与处理, 2000, Vol.15, No.2: 259-262.
- [23] 杨福生, 高上凯, 生物医学信号处理, 北京, 高等教育出版社, 1989.
- [24] 张贤达, 保铮, 非平稳信号分析与处理, 北京, 国防工业出版社, 1998.
- [25] 张贤达, 现代信号处理, 北京, 清华大学出版社, 1995.
- [26] 姚天任, 孙洪, 现代数字信号处理, 武汉, 华中科技大学出版社, 1999.
- [27] L.科恩著, 白居宪译, 时-频分析: 理论与应用, 西安, 西安交通大学出版社, 2000.
- [28] 汪源源, 现代信号处理理论和方法, 上海, 复旦大学出版社, 2003.
- [29] 刘延柱, 陈立群, 非线性动力学, 上海, 上海交通大学出版社, 2000.
- [30] 王兴元, 复杂非线性系统中的混沌, 北京, 电子工业出版社, 2003.
- [31] 张贤达, 时间序列分析——高阶统计量方法, 北京, 清华大学出版社, 1996.
- [32] I. Servan Uzun, Musa H. Asyali, Gurbyz Celebi, Murat Pehlivan, Nonlinear analysis of heart rate variability, 2001 Proceedings of the 23rd Annual EMBS International Conference, Istanbul, Turkey, 2001, pp1581-1584.
- [33] P. Guillen, M. Vallverdu, D. Jugo, H. Carrasco, P. Caminal, Nonlinear dynamics in heart rate variability of normal subjects and chagasic patients, Proceedings of the 22nd Annual EMBS International Conference, Chicago, 2000, pp2414-2415.
- [34] F. Beckers, D. Ramaekers, AE Aubert, Nonlinear dynamics in heart rate variability, *Computers in Cardiology*, 2000, Vol.27: 131-134.
- [35] P. Guillen, M. Vallverdu, D. Jugo, H. Carrasco, P. Caminal, Complexity analysis of heart rate variability applied to chagasic patients and normal subjects, *Computers in Cardiology*, 2000, Vol.27: 469-472.

- [36] J. Vila, F. Palacios, J. Presedo, M. Fernandez-Delgado, P. Felix, S. Barro, Time-frequency analysis of heart-rate variability, *Engineering in Medicine and Biology Magazine*, 1997, Vol.16, No.5: 119-126.
- [37] M.V. Kamath, T. Bentley, R. Spaziani, G. Tougas, E.L. Fallen, N. McCartney, J. Runions, A.R.M. Upton, Time-frequency analysis of heart rate variability signals in patients with autonomic dysfunction, *Proceedings of the IEEE-SP International Symposium on Time-Frequency and Time-Scale Analysis*, 1996, pp:373-376.
- [38] U. Wiklund, M. Akay, U. Niklasson, Short-term analysis of heart-rate variability of adapted wavelet transforms, *Engineering in Medicine and Biology Magazine*, 1997, Vol.16, No.5: 113-118, 138.
- [39] H.G. Van Steenis, W.L.J. Martens, J.H.M. Tulen, Time-frequency parameters of heart-rate variability, *Engineering in Medicine and Biology Magazine*, 2002, Vol.21, No.4: 46-58.
- [40] F. Claria, M. Vallverdu, M.A. Reyna, R. Jane, P. Carninal, Time-frequency analysis of heart rate variability as an aid to diagnose pathologies, *Engineering in Medicine and Biology Society*, 1996. *Bridging Disciplines for Biomedicine. Proceedings of the 18th Annual International Conference of the IEEE*, Vol.4: 1604-1605.
- [41] H.G. Adelmann, Heart rate variability analysis in clinical pharmacology by joint time-frequency methods, *Computers in Cardiology*, 1999, Vol.9: 643-645.
- [42] Szi-Wen Chen, A wavelet-based heart rate variability analysis for the study of nonsustained ventricular tachycardia, *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 2002, Vol.49, No.7: 736-742.
- [43] Richard G. Baraniuk, Patrick Flandrin, Augustus J.E.M. Janssen, Olivier J., J.Michel, Measuring time-frequency information content using the rényi entropies, *IEEE Transactions on Information Theory*, 2001, Vol.47, No.4: 1391-1409.
- [44] Miki Shimazu, Shuichi Ojima, Shin-ichiro Takasugi, Teturo Nejime, Takahide Kamishima, Time-frequency analysis of heart rate variability using complex discrete wavelet transform, *Proceedings of The First Joint BMES/EMBS Conference Serving Humanity, Advancing Technology*, Atlanta, 1999, Vol.10:958.
- [45] F. Clariá, M. Vallverdú, R. Baranowski, L. Chojnowska, P. Caminal, Time-frequency analysis of the RT and RR variability to stratify hypertrophic cardiomyopathy patients, *Computers and Biomedical Research*, 2000, Vol.33: 416-430.
- [46] Hsiao-Lung Chan, Jiunn-Lee Lin, Chao-Chen Du, Chien-Ping Wu, Time-frequency distribution of heart rate variability below 0.05 Hz by Wigner-Ville spectral analysis in congestive heart failure patients, *Med. Eng. Phys.*, 1997, Vol.19, No.5: 581-587.

- [47] D. Gabor, Theory of communication, J. IEE, 1946, Vol. 93:429-457.
- [48] R. K. Potter, G. Kopp, H. C. Green, Visible speech, New York, Van Nostrand, 1947.
- [49] J. Ville, Theorie et applications de la notion de signal analytique, Cables et Transmission, 1948, 2A: 61-74.
- [50] E. P. Wigner, On the quantum correlation for the thermodynamic equilibrium, Physical Review, 1932, Vol.40: 749-759.
- [51] 杨福生, 小波变换的工程分析与应用, 北京, 科学出版社, 2001.
- [52] 陆传赓, 现代信号处理导论, 北京, 北京邮电大学出版社, 2002.
- [53] Michael R. Portnoff, Time-frequency representation of digital signals and systems based on short-time Fourier analysis, IEEE Transactions on Acoustics, Speech, and Signal Processing, 1980, Vol.28, No.1: 55-69.
- [54] Leon Cohen, Time-frequency distributions – a review, Proceedings of The IEEE, 1989, Vol.77, No.7: 941-981.
- [55] F. Hlawatsch, G. F. Boudreaux-Bartels, Linear and quadratic time-frequency signal representations, IEEE Signal Processing Magazine, 1992, Vol.9: 21-67.
- [56] Shie Qian, Dapang Chen, Discrete Gabor Transform, IEEE Transactions on Signal Processing, 1995, Vol.41, No.7: 2429-2438.
- [57] I. Daubechies, Where do wavelets come from? — A personal point of view, Proc. IEEE, 1996, Vol.84, No.45: 10-513.
- [58] 秦前清, 杨宗凯, 实用小波分析, 西安电子科技大学出版社, 1998.
- [59] 李水银, 吴纪桃, 分形与小波, 北京, 科学出版社, 2002.
- [60] 李建平, 唐远炎, 小波分析方法的应用, 重庆, 重庆大学出版社, 1999.
- [61] 胡昌华, 张军波, 夏军, 张伟, 基于 MATLAB 的系统分析与设计——小波分析, 西安, 西安电子科技大学出版社, 1999.
- [62] Stéphane Mallat 著, 杨力华, 戴道清, 黄文良, 湛秋辉译, 信号处理的小波导引(原书第二版), 北京, 机械工业出版社, 2002.
- [63] J. Morlet, G. Arens, E. Fourgeau, D. Giard, Wave propagation and sampling theory - Part I: Complex signal and scattering in multilayered media, Geophysics, 1982, Vol.47: 203-221.
- [64] J. Morlet, G. Arens, E. Fourgeau, D. Giard, Wave propagation and sampling theory - Part II: Sampling theory and complex waves, Geophysics, 1982, Vol.47: 222-236.
- [65] A. Grossman, J. Morlet, Decomposition of hardy functions into square integrable wavelets of constant shape, SIAM J. Math. Anal., 1984, Vol.15: 723-736.
- [66] Y. Meyer, Wavelets: Algorithms and Applications, SIAM, 1993.
- [67] I. Daubechies, Orthogonal bases of compactly supported wavelets, Communications On Pure

- and Applied Mathematics, 1988, Vol.XLI: 909-996.
- [68] A. Cohen, I. Daubechies, J.C. Feauveau Matra Sep, Biorthogonal bases of compactly supported wavelets, Communications On Pure and Applied Mathematics, 1992, Vol.XLV: 485-560.
 - [69] Stéphane Mallat, Multiresolution approximations and wavelet orthonormal bases of $L^2(R)$, Trans. Amer. Math. Soc., 1989, Vol.315: 69-87.
 - [70] Stéphane Mallat, A theory for multiresolution signal decomposition: the wavelet representation. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1989, Vol.11, No.7: 674-693.
 - [71] Michael Unser, Akram Aldroubi, A review of wavelet in biomedical applications, Proceedings of The IEEE, 1996, Vol.84, No.4: 626-636.
 - [72] J. Crowe, Wavelet transform as a potential tool for ECG analysis and compression, Journal Biomedical Engineering, 1992, Vol.14, No.5: 268-272.
 - [73] Cuiwei Li, Chongxun Zheng, Changfeng Tai, Detection of ECG characteristic points using wavelet tranforms, IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 1995, Vol.42, No.1: 21-28.
 - [74] E. A. Bartnik, K. J. Blinowska, P. J. Durka, Single evoked potential reconstruction by means of wavelet transform, Biological Cybernetics, 1991, Vol.67: 175-181.
 - [75] S. Chin, S. A. Kassam, Analysis of EEG signals using wavelet decomposition, Proceedings of the Conference on Information Sciences and Systems, Baltimore, 1993, pp24-26.
 - [76] Arrate Muñoz, Raphaël Ertlé, Michael Unser, Continuous wavelet transform with arbitrary scales and $O(N)$ complexity, Signal Processing, 2002, Vol.82, No.5: 749 – 757.
 - [77] L. Huiying, L. Sakari, H. Liro, A heart sound segmentation using wavelet decomposition and reconstruction, Proceedings of the 19th Annual International Conference of the IEEE-EMBS, Chicago, 1997, pp1630-1633.
 - [78] G. Speranza, P. Bonato, R. Antolini, Analyzing late ventricular potentials, IEEE Engineering in Medicine and Biology Magazine, 1996, Vol.15, No.3: 88-94.
 - [79] C.H. Page, Instantaneous power spectra, Journal of Application Physics, 1952, Vol.23: 103-106.
 - [80] W. Rihaczek, Signal energy distribution in time and frequency, IEEE Transactions on Information Theory, 1968, Vol.IT-14:369-374.
 - [81] N.G de Bruijn, A theory of generalized functions, with applications to Wigner distribution and weyl correspondence, Wieuw Archied voor Wiskunde (3), 1973, Vol.XXI: 205-280.
 - [82] T.C.M. Classen, W.F.G. Mechlenbrauker, The Wigner distribution – part I, Philips Res. J., 1980, Vol.35: 217-250.
 - [83] T.C.M. Classen, W.F.G. Mechlenbrauker, The Wigner distribution – part II, Philips Res. J., 1980, Vol.35: 276-300.

- [84] T.C.M. Classen, W.F.G. Mechlenbrauker, The Wigner distribution – part III, *Philips Res. J.*, 1980, Vol.35:372-389.
- [85] L. Cohen, Generalized phase-space distribution functions, *J. Math. Phys.*, 1966, Vol.7, No.5: 781-786.
- [86] 张玲华, 郑宝玉, 随机信号处理, 北京, 清华大学出版社, 2003.
- [87] 胡广书, 数字信号处理——理论、算法与实现, 北京, 清华大学出版社, 1997.
- [88] G. Calcagnini, F. Censi, A. Cesarini, S. Lino, S. Cerutti, Self-similar properties of long term heart rate variability assessed by discrete wavelet transform, *Computer in Cardiology*, 1998, Vol.25: 333-336.
- [89] Berndt Pilgram, Daniel T Kaplan, Nonstationarity and 1/f noise characteristics in heart rate, *Computer in Cardiology*, 1996, Vol.8-11, No.9: 169-172.
- [90] S.K. Ramchurn, A. Murray, Multifractal analysis of heart rate variability, *Computer in Cardiology*, 2001, Vol.28: 461-464.
- [91] Anna M. Bianchi, Luca Maincardi, Ettore Petrucci, Maria G. Signorini, Mauro Mainardi, Sergio Cerutti, Time-variant power spectrum analysis for the detection of transient episodes in HRV signal, *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 1993, Vol.40, No.2: 136-145.
- [92] 胡广书, 现代信号处理教程, 北京, 清华大学, 2003.
- [93] Alfred Mertins, *Signal Analysis: wavelets, filter banks, time-frequency transforms and applications*, John Wiley & Sons Ltd, 1999.
- [94] Ingrid Daubechies, The wavelet transform, time-frequency localization and signal analysis, *IEEE Trans. Info. Theory*, 1990, Vol.36, No.5:961-1005.
- [95] Ingrid Daubechies, *Ten lectures on wavelets*, SIAM, Philadelphia, PA, 1992.
- [96] Sanjit K. Mitra, *Digital signal processing – a computer-based approach (Second Edition)*, 影印版, 北京, 清华大学出版社, 2001.
- [97] P.J. Burt, E.H. Adelson, The laplacian pyramid as a compact image code, *IEEE Trans. Commun.*, 1983, Vol.31, No.4: 532-540.
- [98] P.J. Burt, Smart sensing within a pyramid vision machine, *Proc IEEE.*, 1998, Vol.76, No.8: 1006-1015.
- [99] Ronald R. Coifman, Mladen Victor Wickerhauser, Entropy-based algorithms for best basis selection, *IEEE Transactions on Information Theory*, 1992, Vol.38, No.2: 713-718.
- [100] David L. Donoho, De-noising by soft-thresholding, *IEEE Transactions on Information Theory*, 1995, Vol.41, No.3: 613-627.
- [101] Stephane Mallat, Wen Liang Hwang, Singularity detection and processing with wavelets, *IEEE Transactions on Information Theory*, 1992, Vol.38, No.2: 617-643.

- [102]K.R. Rao, P.C.Yip, The transform and data compression handbook, Boca Raton, CRC Press LLC, 2001.
- [103]Akexander D. Poularikas, The transforms and applications handbook (Second Edition), Boca Ratom: CRC Press LLC, 2000.
- [104]Gary M. Friesen, Thomas C. Jannett, Manal Afify Jadallah, etal, A comparison of the noise seneitivity of nine QRS detection algorithms, IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 1990, Vol.37, No.1: 85-98.
- [105]Bert Uwe Kohler, Carsten Hennig, Reinhold Orglmeister, The principles of software QRS detection, IEEE Engineering in Medicine and Biology, 2002, Vol.21, No.1: 42-57.
- [106]张开滋, 刘海洋, 吴杰, 心电信息学, 第6版, 北京, 科学技术文献出版社, 1998.
- [107]Willis J. Tompkins 著, 林家瑞, 徐邦荃等译, 生物医学数字信号处理, 武汉, 华中科技大学出版社, 2001.
- [108]沈福民, 自适应信号处理, 西安, 西安电子科技大学出版社, 2001.
- [109]何振亚, 自适应信号处理, 北京, 科学出版社, 2002.
- [110]McClellan J.H, Parks T.W, A unified approach to the design of optimum FIR linear phase digital filter, IEEE Trans. Circuit Theory, 1973, Vol.20, No.11:697-701.
- [111]McClellan J.H, Parks T.W, Rabiner L.R, A computer program for designing optimum FIR linear phase digital filters, IEEE Trans. Audio Electro acoustics, 1973, Vol.21, No.12:506-526.
- [112]Rabiner L.R, McClellan J.H, Parks T.W,FIR digital filter design techniques using weighted Chebyshev approximation, Proc. IEEE, 1975, Vol.63, No.4:595-610.
- [113]王欣, 王德隽, 离散信号的滤波, 北京电子工业出版社, 2002.
- [114]Qiuzhen Xue, Yu Hen Hu, Willis J. Topkins, Neural-network-based adaptive matched filtering for QRS detection, IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 1992, Vol.39, No.4: 317-329.
- [115]王淋泓, 动态心电信号分析系统的研究[学位论文], 重庆, 重庆大学, 2002, 37-47.
- [116]陈明杰, 心率变异信号采集及其功率谱分析的研究[学位论文], 重庆, 重庆大学, 2002, 35-39.
- [117]刘晓芳, 麻醉期心率变异性的复杂性分析[学位论文], 杭州, 浙江大学, 2002, 53-58.
- [118]Hanssen MJA, Swenne CA, BiewJ, etal. Methods in heart rate variability analysis: which tachogram should we choose? Computer Methods and Programs in Biomedicine, 1993, Vol.41, No.2: 1-8.
- [119]张雄伟, 陈亮, 杨吉斌, 现代语音处理技术及应用, 北京, 机械工业出版社, 2003.
- [120]顾洪慧, 阿托品试验揭示心电图变化, 中华医学写作杂志, 2003, Vol.10, No.1: 45.
- [121]A. Hyvarinen, Fast and robust fixed-point algorithms for independent component analysis,

IEEE Trans, on Neural Networks, 1999, Vol.10, No.3: 626-634.

[122]A Hyvarinen, The fixed-point algorithm and maximum likelihood estimation for independent component analysis, Neural Processing Letters, 1999, Vol.10, No.1: 1-5.

[123]孙荣恒, 黄雯莹, 伊亨云, 数理统计, 重庆, 重庆大学出版社, 1995.

附录 A：本文出现的所有英文缩写

缩写	英文意思	中文意思
AF	Ambiguity Function	模糊函数
AMI	Acute Myocardial Infarction	急性心肌梗塞
ANS	Autonomic Nervous System	自主神经系统
ApEn	Approximation Entropy	近似熵
AR	Autoregressive	自回归
ARMA	Autoregressive & Moving Average	自回归和滑动平均
CQMFB	Conjugate Quadrature Mirror Filter Bank	共轭正交镜像滤波器组
CSA	Compressed Spectral Array	压缩谱阵列
CWD	Choi-Williams Distribution	乔伊-威廉分布
CWT	Continuous Wavelet Transform	连续小波变换
DFA	Detrended Fluctuation Analysis	非趋势波动分析
DFT	Discrete Fourier Transform	离散傅里叶变换
DWT	Discrete Wavelet Transform	离散小波变换
ECG	Electrocardiogram	心电图
EEG	Electroencephalogram	脑电图
EMG	Electromyogram	肌电图
FFT	Fast Fourier Transform	快速傅立叶变换
FT	Fourier Transform	傅里叶变换
GA	Genetic Algorithm	遗传算法
GD	Group Delay,	群延迟
HMM	Hidden Markov Models	隐马尔科夫模型
HRV	Heart Rate Variability	心率变异性
IF	Instantaneous Frequency	瞬时频率
IHR	Intrinsic Heart Rate	固有心率
JTFA	Joint Time-Frequency Analysis	联合时频分析
LMS	Least Mean Square	最小平方
MA	Moving Average	滑动平均
MRA	Multi-Resolution Analysis	多分辨率分析
PCG	Phonocardiogram	心音图

PR	Perfect Reconstruction	准确重建
PWVD	Pseudo Wigner-Ville Distribution	伪魏格纳-维尔分布
QMFB	Quadrature Mirror Filter Bank	标准正交镜像滤波器组
RRI	RR intervals	RR 间期
STFT	Short Time Fourier Transform	短时傅里叶变换
SP	Spectrogram	谱图
SPWVD	Smoothed Pseudo Wigner-Ville Distribution	平滑伪魏格纳-维尔分布
TFR	Time-Frequency Representation	时频表示
VLP	Ventricular Late Potential	心室晚电位
WT	Wavelet Transform	小波变换
WVD	Wigner-Ville Distribution	魏格纳-维尔分布

附录 B: 不确定原理的证明

定理: 给定信号 $x(t)$, 若 $\lim_{t \rightarrow \infty} \sqrt{t}x(t) = 0$, 则有

$$\Delta_t \Delta_\Omega \geq \frac{1}{2} \quad (\text{B1})$$

当且仅当 $x(t)$ 为高斯信号, 即 $x(t) = Ae^{-\alpha t^2}$ 时等号成立。

证明: 不失一般性, 假定 $t_0 = 0, \Omega_0 = 0$, 则有

$$\Delta_t^2 = \frac{1}{E_x} \int_{-\infty}^{+\infty} t^2 |x(t)|^2 dt \quad (\text{B2})$$

$$\Delta_\Omega^2 = \frac{1}{2\pi E_x} \int_{-\infty}^{+\infty} \Omega^2 |X(j\Omega)|^2 d\Omega \quad (\text{B3})$$

于是
$$\Delta_t^2 \Delta_\Omega^2 = \frac{1}{E_x^2} \int_{-\infty}^{+\infty} t^2 |x(t)|^2 dt \int_{-\infty}^{+\infty} \Omega^2 |X(\Omega)|^2 d\Omega \quad (\text{B4})$$

又由于 $j\Omega X(\Omega)$ 是 $x'(t)$ 的傅里叶变换, 再由 Parseval 定理, 上式可写成

$$\Delta_t^2 \Delta_\Omega^2 = \frac{1}{E_x^2} \int_{-\infty}^{+\infty} t^2 |x(t)|^2 dt \int_{-\infty}^{+\infty} |x'(t)|^2 dt \quad (\text{B5})$$

再由 Schwarz 不等式, 有

$$\Delta_t^2 \Delta_\Omega^2 \geq \frac{1}{E_x^2} \left| \int_{-\infty}^{+\infty} tx(t)x'(t)dt \right|^2 \quad (\text{B6})$$

而
$$\int_{-\infty}^{+\infty} tx(t)x'(t)dt = \frac{1}{2} \int_{-\infty}^{+\infty} t \frac{d}{dt} x^2(t)dt = \frac{tx^2(t)}{2} \Big|_{-\infty}^{+\infty} - \frac{1}{2} \int_{-\infty}^{+\infty} x^2(t)dt \quad (\text{B7})$$

及假定 $\lim_{t \rightarrow \infty} \sqrt{t}x(t) = 0$, 故上式应等于 $-\frac{1}{2}E_x$, 代入(B6)式, 有

$$\Delta_t^2 \Delta_\Omega^2 \geq \frac{1}{4}, \text{ 即 } \Delta_t \Delta_\Omega \geq \frac{1}{2} \quad (\text{B8})$$


如果要求(B8)式的等号成立, 则(B6)式的等号也要成立, 这时, 只有 $x'(t) = ktx(t)$ 才有可能, 这样的 $x(t)$ 只能是具有 $Ae^{-\alpha t^2}$ 的形式, 也即高斯信号, 得证。

附录 C：作者在攻读硕士学位期间发表的论文目录

- [1] 卢山, 杨浩, 肖冬萍, 黄颖, 基于小波变换的心率变异性动态分析, 生物医学工程学杂志(文稿号 03-506, 已录用, 录用时间 2004 年 9 月 30 日).
- [2] Lu Shan, Yang Hao, Orthogonal wavelet decomposition based quantitative analysis of heart rate variability, The Proceedings of the International Computer Congress 2004 on Wavelet Analysis and Its Applications, and Active Media Technology, Chongqing, China, May 28-30, 2004, Volume 1, pp 464-467.(EI、ISTP 收录, EI Accession number: 04388358351、ISTP IDS Number: BAH29)
- [3] 卢山, 杨浩, 两通道滤波器组和离散序列的小波变换, 重庆大学学报(自然科学版), 2004, Vol.27, No.2: 87-91.

独创性声明

本人声明所呈交的学位论文是本人在导师指导下进行的研究工作及取得的研究成果。据我所知，除了文中特别加以标注和致谢的地方外，论文中不包含其他人已经发表或撰写过的研究成果，也不包含为获得重庆大学或其他教育机构的学位或证书而使用过的材料。与我一同工作的同志对本研究所做的任何贡献均已在论文中作了明确的说明并表示谢意。

学位论文作者签名：

签字日期：2004 年 11 月 30 日

学位论文版权使用授权书


本学位论文作者完全了解重庆大学有关保留、使用学位论文的规定，有权保留并向国家有关部门或机构送交论文的复印件和磁盘，允许论文被查阅和借阅。本人授权重庆大学可以将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、缩印或扫描等复制手段保存、汇编学位论文。


保密（ ），在____年解密后适用本授权书。

本学位论文属于

不保密（ ）。

（请只在上述一个括号内打“√”）

学位论文作者签名：

导师签名：

签字日期：2004 年 11 月 30 日

签字日期：2004 年 11 月 30 日