

浙江大学
硕士学位论文
基于多尺度时频分析的心电R波检测以及心率变异性（HRV）分 析方法研究
姓名：李向军
申请学位级别：硕士
专业：生物医学工程
指导教师：陈裕泉
20050601

摘 要

基于 RR 间期序列的心率变异性分析(HRV)是近 20 年发展起来的定量评估心脏自主神经调节功能的无创性检测方法,在科研和临床上有较大的应用价值。HRV 分析的第一步是心电 R 波的准确检测。小波分析在 R 波检测方面得到了有效应用,显示了多尺度分析在分析诸如心电信号这样非平稳信号方面的独特优势。在第三章介绍了小波变换检测信号奇异性的原理,即可用信号小波变换的模极值与奇异性的对应的关系来确定信号奇异点的位置,并介绍了使用一次微分小波和二次微分小波检测 R 波的原理和特点,给出了算法流程,还简要介绍了此类算法的发展方向。

在第四章深入介绍了经验模式分解(EMD)方法的原理,该方法在具有小波变换多尺度分析优势的同时,更具有自适应性。虽然在地震、水波和故障检测领域得到了良好的应用,但在 R 波检测方面的应用还极少见诸报道。本文分析结果显示将心电信号用 EMD 分解后的一阶本征模函数(IMF)能有效抑制和缓解工频、肌电以及呼吸伪迹等各种干扰,并准确突出了 R 波位置,可用以进一步检测定位,并用 MIT/HIB 的标准心电信号进行了验证,取得了良好的效果。

在准确探测 R 波的基础上,可对以 RR 间期为基础的 HRV 信号进行分析。HRV 可以反映自主神经系统活性和定量评估心脏交感神经与迷走神经张力及其平衡性,是预测及判断心血管疾病的一个有价值的指标,并在人群健康评估,运动员、飞行员以及航天员的生理状况监测上得到了有效应用。第五章将从研究方法上指出以小波分析和 EMD 为代表的多尺度时频分析可以比通常的 HRV 时频分析方法揭示更多的信息,和非线性动力学分析一起成为 HRV 分析的发展方向。特别是经 EMD 分解得到的 Hilbert 谱及 Hilbert 边际谱具有更好的分辨率,非常适合对 HRV 进行时频分析。

关键字: 心电 R 波检测、心率变异性、多尺度、时频分析

Abstract

Heart Rate Variability (HRV) based on RR interval is a nontraumatic diagnosis method developed in the recent 20 years for assessing the function of autonomic nervous system of heart, which has found application in scientific research and clinic. The first phase for the analysis of HRV is to check and locate the R wave precisely. The wavelet analysis has been applied in R wave detection effectively to display the advances of multi-scale analysis to check such non-stationary signals as ECG. In Chapter Three, the principle to detect odd signals by wavelet is showed, in which the position of odd point in a signal is determined by corresponding relation between those extremums of its wavelet transform and odd points. And the relative flow of methods for checking R wave by first rank differential wavelet and second rank differential wavelet is given, and developing orientation is discussed.

In Chapter Four the further principle of Experimental Mode Decomposition (EMD) is illustrated, which is characterized by multi-scale analysis the same as wavelet and by self-adaptation better than wavelet. EMD has been applied in earthquake, water wave and mechanical fault detection with good results, but no much report about its application in R wave detection is found. And the possibility and efficiency of a way by EMD to check the position of R wave in an ECG is discussed. According to the analysis of the figures, the way is effective to depress and relieve the noises from the power, muscle EM and respiration, and separate the R wave from the ECG with aberrances by diseases. The EMD is applied to detect R wave in ECG signals from MIT/HIB databases and the accurate rate is relatively high.

With accurate R wave position, analysis of HRV based on RR intervals is possible. HRV could reveal and assess the activity of the autonomic nervous system of heart and its balance, which is a worthy index to predicate or judge the heart diseases. It also has been used to assess the public health and monitor the condition of athletes, pilot and astronauts. Chapter 5 indicates that multi-scale time-frequency analysis such as wavelet and EMD could offer more information of HRV than traditional linear analysis ways in time domain and frequency domain, which is a research trend with those nonlinear ways. Especially the Hilbert spectrum and partial Hilbert spectrum from EMD demonstrate better resolution than common time-frequency analysis tools, and are proper to analyze the HRV.

Key Words: R Wave Detection, Heart Rate Variability (HRV), Multi-Scale, Time-Frequency Analysis

第一章 绪 论

1.1 心率变异性 (HRV) 的生理基础及临床应用

1.1.1 HRV 产生的生理基础

1、窦性心律的产生

心脏是人体循环系统的枢纽和动力泵, 其有规律、高强度的搏动是源于右心房后壁的窦房结 (Sinoatrial Node, SA) 自律性兴奋, 通过节间束、房室结、房室束和传导纤维传播到整个心脏, 并使相应的心肌细胞产生动作电位和机械运动, 然后依次恢复的过程 (如图 1-1 所示)。该过程的生物电活动可以通过体表适当位置的电极记录下来, 其时间参数的图形化结果就是心电图

(Electrocardiogram, ECG), 它反映了心脏兴奋的产生、传导和恢复的过程。正常心脏的收缩活动是按照窦房结所发出的窦性节律激动而应激兴奋并收缩的, 称为窦性心律。

2、HRV 的概念与产生的原因

心率变异性(Heart Rate Variability)简称 HRV, 是指连续心搏间瞬时心率的微小涨落。它产生于自主神经系统对窦房结自律性的调制, 使心搏间期一般存在几十毫秒的差异或波动。产生心率波动的因素包括脑的高级神经活动、中枢神经系统的自发性节律活动、呼吸活动以及由压力、化学感受器传入的心血管反向活动等。影响心率波动的最终结果在于上述各种因素对心脏的交感神经和迷走神经的综合调节作用。迄今大量研究揭示, 它是正常心血管系统稳态调节的重要机制, 反映了心脏交感、迷走神经活动的紧张性和均衡性。HRV 信号蕴含

了有关心血管调节的大量信息, 对这些信息的提取和分析可以定量评估心脏交感神经和迷走神经活动的紧张性、均衡性及其对心血管系统活动的影响[1]。

1.1.2 HRV 的临床应用意义

心率变异性的检测在国内外已广泛应用于临床, 特别作为评估某些心血管疾病[2], 如心肌梗死危险度分层的主要指标。由于心率变异生理指标具有信息量大及无创伤检测特性, 能够了解神经和体液的相互调节规律[3], 因此在公众健康评价、体育医学、航天医学中的应用越来越广泛。

HRV 是神经体液因素对心血管系统精细调节的结果, 反映神经体液因素与窦房结相互作用的平衡关系。研究表明, 心率受体内诸多因素的影响, 且最终通过交感神经和副交感神经的调节作用表现出来。肾素—血管紧张素及其他体液因素按新陈代谢的需要调节心血管功能, 使心率的变化呈现更长周期的规律性。窦房结按照一定的节律搏动, 而自主神经系统按日常生理活动调节心血管功能, 使心率昼夜不断变化, 交感神经系统使心率快速变化, 副交感神经系统使心率缓慢变化。在这些机理的共同调节下, 健康人的心率即使在静息状态下也非恒定, 而是有起伏的, 当患某些疾病时, 体液和神经系统的这种内在平衡调节机理会被打破,

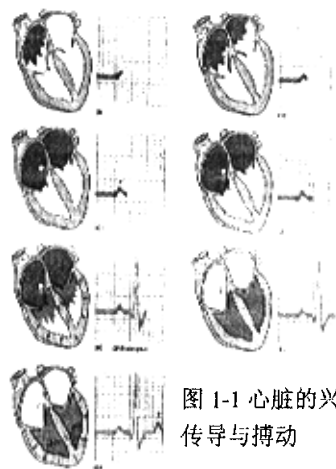


图 1-1 心脏的兴奋
传导与搏动

导致 HRV 改变。

20 世纪 70 年代, Ewing 等做了一项实验, 观察短时 R-R 间期的差值用以检测糖尿病患者的自主神经系统疾病。1977 年, Wolf 等发现高危患者的死亡率与 HRV 减少具有相关性。自 20 世纪 80 年代末期, HRV 已被认为是急性心肌梗死的独立预测指标, 其临床重要性越来越受到了人们的关注。

HRV 信号中蕴含了有关心血管控制系统及体液调节等的大量信息, 对这些信息的提取分析可以定量评估心交感神经和迷走神经的紧张性和均衡性及其对心血管活动的影响, 具有重要的生理学研究及临床应用意义。在生理学中, HRV 为植物神经功能的研究提供了丰富的信息, 是用于研究心血管内在调节机理的工具; 而在临床上, HRV 分析对一些疾病的早期诊断、治疗及预后评估等均具有重要意义。现已证明, 许多疾病如心肌梗死、充血性心力衰竭、心源性猝死、冠心病、隐性心肌缺血、糖尿病、高血压、脊髓损伤等疾病的发生, 在 HRV 分析结果上都表现出明显的特征。因此, HRV 可用于评估自主神经功能、辅助预测心源性猝死、评估与自主神经有关疾病的植物神经病变程度和发展趋势、对心肌梗死病人作危险度分级、评价糖尿病的严重程度等。另外, HRV 分析对于评估健康人对环境的适应性, 评价公众健康状况、体育训练效果、航天员的身体状况, 以及睡眠研究都有重要参考意义。

1. 2HRV 信号的获得

根据心率变异性的定义, 反映窦性心率应该是 P-P 间期, 由于 P-P 间期难于准确检测, 而事实上多数情况下 P-P 间与 R-R 间期相等, 因此目前 HRV 分析均采用 R-R 间期。因此, 要获得 HRV 信号的第一步就是要对心电信号中 R 波进行准确定位。

1. 2. 1 心电 R 波检测技术概述

1、ECG 波形的组成与干扰分析

由于测量位置不一样, 各导联记录出的心电图波形虽有所不同, 但在一个正常的心动周期内基本上都包括一个 P 波, 一个 QRS 复合波和一个 T 波, 有时还能记录到一个小的 U 波 (如图 1-2 所示)。各个波群产生的原因如下:

P 波: 反映左右心房兴奋过程, 即心房去极化的电位变化。当窦房结发生兴奋后, 兴奋向右心房下部及左心房传播, 已兴奋部位与无兴奋部位间的电位差形成了 P 波。形态有多种, 可以为单向 (正向或负向)、双向、双峰等, 在肢体导联上一般成钝圆形, 有时可有轻微切迹 (两峰间距 < 0.035 秒)。历时 0.08-0.115 秒, 波幅不超过 0.25 毫伏。由于心房是心脏活动的起始位置, 因此 P 波在 ECG 诊断中是十分重要的, P 波的异常是检测心房病变的重要依据。

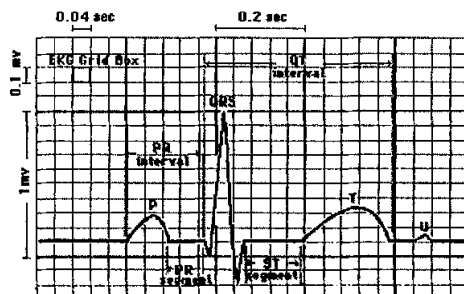


图 1-2 心电图波形的组成

QRS波群：代表左右心室的去极化。以QRS复合波起始部分作为参考水平线，包括三个紧密相联的波，最先出现的是向下的Q波，其次是高而锐的向上的R波，最后是向下的S波。正常R波历时0.06-0.10秒。由于心室是心脏工作的主要部位，心室病变直接影响心脏功能，在临床上有着十分重要的意义，一般的心律失常的检测可以归结为对R波的检测。

S-T段：从R波的终末端至T波的起始点，正常时它应与基线平齐，因为这时心室肌已全部兴奋，处在去极化后尚处于缓慢复极的一段短暂时间，各部之间无电位差。正常的ST段应该是一等电位线，逐渐过渡为T波，若偏离基线一定的范围，表示心肌有损伤、缺血等病变。ST段对心肌缺血和心肌梗塞有重要诊断价值。

T波：是反映心室复极化过程的电位变化。正常的T波是一个上升支缓慢、下降支较陡峭的不太对称的宽大光滑波，方向与R波主波方向一致，T波前部常与ST段光滑连接。T波幅度约为0.1-0.8毫伏，一般不应低于R波的1/10，历时0.05-0.25秒。T波异常表示心肌缺血或损伤，如急性心肌缺血，常引起T波倒置。

U波：是T波后0.02-0.045秒后可能出现的一个低而宽的波，方向一般与T波一致，波宽约0.1-0.35秒，波幅大多在0.05mV以下。U波的意义和成因尚不十分清楚，但在诊断某些病时有参考价值。

N. V. Thakor等人对无噪声ECG和有噪声ECG分别用统计分析的方法进行了频谱分析。发现心电信号的绝大部分能量集中在40Hz以下，P波和T波是ECG信号中的低频部分，能量在10Hz以下，QRS复合波属于ECG信号中的高频部分，其能量主要集中在15-25Hz的频率范围内，在17Hz处达到最大。它的频域特性与P波和T波有明显的差异，这种差异为QRS复合波的可靠检测提供了一种可能。但是当心动过速时的高大T波会使其频谱特性向高频端移动，畸变宽大的室性异博会引起R波的频谱向低频端偏移，这些都会加大R波和T波频谱的重叠部分，从而增加R波检测的困难。此外，ECG信号中呼吸干扰、运动伪差和肌电噪声等干扰成分的频谱也处于ECG频谱的有效范围内，特别是肌电噪声的频谱表现出明显的随机信号性质，当它的成分在心电信号中占据一定分量时，完全利用频谱特性难以进行R波的检测。

由于集成电路技术的发展，高增益低噪声的前级放大器使得在记录ECG信号的过程中由于放大器本身的原因而产生的噪声可以忽略不计。但是在ECG信号的记录中由于病人身体本身的原因，如呼吸、体位改变、肌肉收缩，和周围环境存在干扰源，使得记录的心电信号出现一定程度的波形失真，从而大大增加了准确分析提取心电信号里有用信息的困难。从采集到的数据分析，干扰情况主要可分：

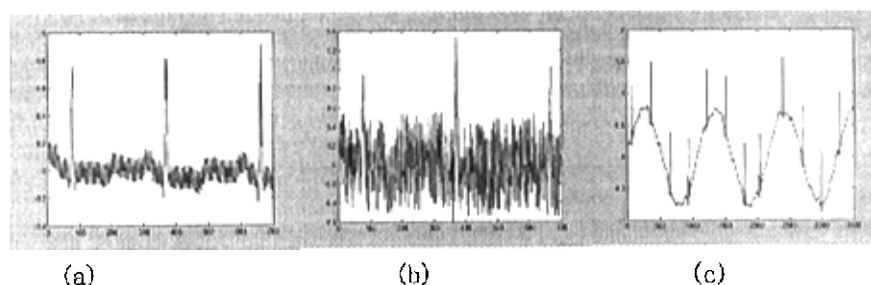


图1-3 ECG信号的干扰

1. 工频干扰（如图1-3(a)）

由于交流电力供电系统产生的50Hz及其谐波的干扰；

2. 肌电干扰 (如图 1-3(b))

由于肌肉收缩时的动作电位产生的高频干扰;

3. 基线漂移 (如图 1-3(c))

由于病人呼吸、仪动、或者电极接触滑动产生的干扰, 一般小于 1Hz 每秒。

2、R 波自动检测技术概述

在心电信号的自动分析技术中, 首要且关键问题就是 R 波的检测与定位。准确可靠的 R 波检测, 不仅为诊断心律失常提供重要依据, 而且在此基础上才有可能确定 P 波、ST 段等参数, 计算心率及心率变异性 (HRV), 为进一步分析心电的其它细节信息奠定基础。一个正常的心电波形可通过兴奋的零电位区分为 P 波、R 波、T 波等组成成分, 各对应着心脏活动与电生理的特定阶段。其中, R 波的特征频率在 17Hz 左右, 带宽约为 10Hz, 而 P 波、T 波、基线漂移等都是在此频带的低端以外部分。以上两点是 R 波区别于其它波形的最显著特点, 也是各种检测 R 波算法实现的出发点。然而, 由于噪声源的干扰和人体的自我调节或病理过程造成的 ECG 信号的变异性都为准确检测 R 波增添了困难, 成为各种自动检测方法需要考虑的重要问题。

作为生物电信号代表的心电信号, 以其复杂性和实用性一直是各种信号处理方法应用的重要领域。同时, 其应用效果也成为评价信号处理和识别算法优劣的天然尺度。从常用的心电 R 波检测算法不难看到几乎所有已知信号处理方法的踪影, 从早期基于模拟电路的硬件算法, 到数字技术和计算机技术发展后的各种软件算法, 从基于心电信号时频变换的滤波器法[4]、小波分析法[5][6]、滤波器组法[7]、以及最近才提出来的经验模式分解 (EMD) 方法等, 到基于非时频变换的数学形态学法[8]、句法分析法[9]等层出不穷, 效果也各不相同。

由于数学形态学或句法分析等非信号处理算法存在对噪声敏感, 计算量大的缺点, 很难投入实际应用。R 波检测方法研究的重点仍是基于信号处理, 即对心电信号进行时频变换的检测算法, 这也是本文的研究重点。此类算法按照算法各部分的功能可以分为两大块四个部分[10] (如图 1-4 所示), 即完成抑制噪声干扰, 增强 R 波分量等功能的预处理部分, 一般由线性滤波器和非线性滤波器来实现、然后是含 R 波检测和附加逻辑策略的判断定位部分, 下面就简要回顾一下基于信号处理的 R 波检测算法的演进过程。

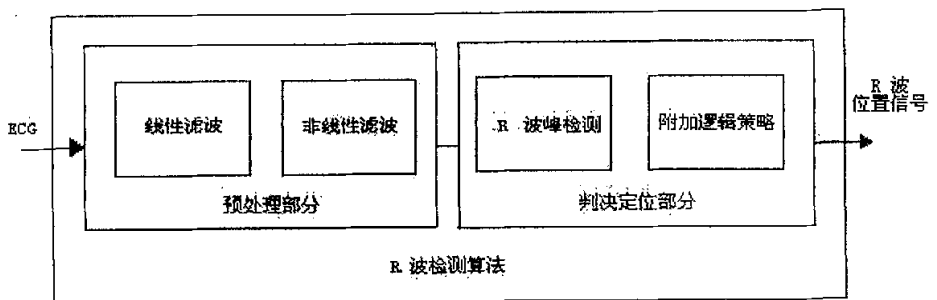


图 1-4 基于信号处理的 R 波检测算法原理图

1) R 波的硬件检测算法

R 波硬件检测器主要依据 R 波与 P、T 波和噪声的频率特性差异来实现检测。典

型的检测器有线性滤波电路、增强处理电路（非线性滤波）和判别电路等部分组成。滤波器的作用是分离信号R波对噪声（包括P、T波、肌电干扰和基漂等）的比率，大多采用带通滤波器，Thakor等人曾提出了最优QRS滤波器概念并给出了一种中心频率为17Hz，Q值为4的带通滤波器。在增强处理部分通常为二阶差分、平方、平滑等算法的适当组合，相对于一个非线性滤波器，目的是进一步加强R波的分量，减少噪声的影响。判决方法中有许多技术被应用，如Fraden等使用自动增益控制（AGC）以及带回滞的比较器，HP公司用快速反应的峰值检测及阈值调整电路，以及Gebben等应用自动灵敏度控制调整阈值等。采用硬件实现R波检测具有处理速度快、结构相对简单等优点，但是实现方法缺乏灵活性，难以适应复杂情况。

2) 基于单一尺度时频变换的R波软件检测法

基于单一尺度时频变换的软件算法在硬件检测算法上进一步发展起来的，具体过程同样是对采集的心电数据首先进行增益控制、预滤波、增强变换，最后主要应用一定门限阈值策略进行R波的检测和定位。

在预处理的线性滤波环节，主要是基于数字滤波器理论方面的工作，许多人做出了不少贡献。七十年代后期就有人设计了具有线性相位的低通、高通和带通等不同形式的R波滤波器，并且可用整数实现。Thakor等考虑了ECG信号的频谱特性分布，设计出一个中心频率为17Hz，Q值为4的巴特沃斯带通滤波器，然后又提出了一种自适应线性滤波方法，进一步提高了R波的信噪比。考虑到R波形态变异及与干扰信号频谱的重叠，Yu等人提出一种非线性滤波器。其后Xue等人进一步运用神经网络实现了R波的非线性自适应滤波，较好地滤除了基线漂移、伪差等影响，但计算量较大，难以实用。

预处理的增强变换部分，一般是一个非线性滤波器，作用是使得R波到来时输出一个脉冲信号，该脉冲的幅值可以反映R波幅值和频率的综合特征信息，将其与一定的阈值相比较，就能检测出R波，并确定它在时间轴上的位置。其中常用的算法有差分算法，其中有Jackson的两点差分为了把ECG信号转换成易于识别的单向形式，Murthy在一阶差分的基础上求平方以检测心室早搏，而后Ahlstorm[11]研究的Holter实时取心电信号的一阶导数与二阶导数的平方和作为检测R波输出的脉冲信号，核心是突出R波上升速率变化最快的地方，还可以根据输出脉冲的宽度较精确地估计R波的宽度。Pan[12]等人移动窗口积分法的求导平方运算与二阶导数算法相同，但最后增加了对求导的平方数据进行移动窗口积分的步骤，可降低对高频随机噪声的敏感性。而杨福生[13]提出的正交滤波算法是对心电信号的希尔伯特变换进行包络幅值检测。

判决算法的峰值检测部分，主要是阈值检测法。阈值设定也由开始的固定阈值，发展为准确率更高的可变阈值算法。固定阈值由于可能的干扰或高P高T波的存在，产生假阳性结果，也可能当心律失常或R波幅度变小导致漏检，产生假阴性结果。作为改进的可变阈值法包括可变幅度阈值、可变斜率阈值和可变时间间隔阈值等方法。为了进一步保证检测的准确率，还增加了诸如心脏绝对不应期、补偿等附加逻辑策略。根据心脏生理活动中绝对不应期的生理特点设置180ms-200ms不应期，即在一段时间里不进行检测。又为了减小低幅R波造成的假阴性检测，运用R-R间期（阈值平均R-R间期的1.5倍）对所检测到的两个R波、R-R间进行判别，如果当前R-R间期超过该阈值，则认为中间可能漏检了一个低幅R波，这时把幅度阈值降低一半进行一次重检作为补偿检测。这种方法对于减小小室性早搏的漏检有一定效果，但是在碰到噪声时效果也不好。判决定位部分除

了阈值检测法, 还有人提出了模板检测法。比如Xue[14]等人提出基于匹配滤波器的神经网络方法检测法, 它把ECG信号看作是QRS复合波与噪声(这时把P波、T波也看成噪声)的相加, 用一个自回归AR模型对信号进行白化处理, 以使用匹配滤波器进行检测。并用动态模板来代替固定模板更新样板, 把最新观察到的QRS复合波原始信号送到神经网络识别, 判断该QRS复合波是否可放入样板库中。这样就获得了现行信号的新信息样板, 通过自适应白化滤波器进行处理得到白化样板, 便可以匹配滤波了。可是由于神经网络只跟踪信号的低频部分, 所以网络的动态特性不够好, 同时它无法对P波、T波等提供检测。

基于单一尺度时频变换的软件算法的综合准确率已可达 99.5%左右[12]。虽然如此, 当信号频谱与噪声频谱不发生混叠, 即在频域上是可以区分时, 上述检测方法效果还是比较理想的, 但实际情况要复杂的多, 信号频谱与噪声频谱由于各种原因经常发生交叉。比如发生心律失常的心电信号中锐变尖峰成份与高频噪声相似, 有可能在传统滤波的过程中降低噪声的同时, 平滑了信号中锐变高频成份, 损失了这些突变点可能携带的重要信息。总的来说, 在噪声干扰严重或发生非典型R波等情况下, 这类算法的误检及漏检率较大。

3) 多尺度时频检测法的代表——基于小波变换的R波检测法[5][6]

以上讨论的传统滤波器检测法, 实际上是建立在信号的傅里叶分析方法基础之上的检测法。主要算法都是对心电信号进行一种单一尺度的全局变换, 要么完全在时域, 要么完全在频域, 不能揭示作为非平稳的心电信号的时频局域性质, 所以其准确率很难再获得进一步提高。作为近年来流行的多尺度时频分析方法——小波分析法则不然, 其基本思想是用一族通过小波基的平移和伸缩构成的函数去表示或逼近目标信号, 结果是一组分辨率不同的冗余变换。适当选择基本小波, 可以同时显示信号在时域和频域中的整体和局部化特征, 其多尺度多分辨率的特性被形象地称为的“可变焦距的数学显微镜”, 特别是在高频部分。这些特性使得小波分析在识别信号中的突变成份方面具有很大优势, 利用小波的局部表征能力, 在信号瞬变检测、单色信号的瞬时频率估计、图像边缘轮廓的抽取、子带编码、数据压缩等方面都已有广泛的应用。进行适当的小波变换, 可将混频信号分解为若干个互不重叠的频带信号, 其功能相当于一个滤波器组, 使信噪分离达到滤波检波作用, 进而提取经过单一尺度滤波不能提取的被噪声淹没得信号。

由于小波分析方法具有上述在检测突变信号方面的优势, 应用于具有很强奇异性的R波检测就很自然了。到目前为止, 许多国内外科科研人员把它用于提高R波检测算法的准确性和心电信号特征点标定的研究上, 取得了不错的效果。其中具有代表性的有西安交大李翠薇、郑崇勋等[5]和印度 J. S. Sahambi 等人[6]的研究工作, 算法的准确率可达 99.8%以上。

李翠薇的方法是使用二阶样条小波, 一种一次微分小波对心电信号按 Mallat 算法进行二进制离散小波快速变换。通过实验分析 ECG 信号功率谱密度的特点, 发现了小波变换的尺度和特征信号频率间的关系, 即 R 波的能量主要集中在 2^3 尺

度上, 运动伪迹、基线漂移等能量大都集中在大于 2^5 的尺度上, 因此取 2^1 到 2^4 尺度上的小波变换结果来进行分析。进一步根据小波变换理论, 信号的奇异点对应于其一次微分小波变换的一对正负模极大值对间的过零点。具体算法是一定尺度小波变换模的极大值大于一定阈值时, 判定为 R 波, 然后通过检测过零点确定具体的 R 波位置。她还提出用相邻两个尺度的信号小波变换值之差来计算

Lipschitz 指数,认为在 R 峰对应的前 4 个尺度上的小波变换值总体上是递增的,而高频噪声往往表现为递减的或不规则的情况,并以此作为去除孤立极点的准则。加上可变阈值、不应期、补偿等其它附加策略,取得了非常高准确率。Sahambi 提出另一个减少高频噪声误判的改进算法,首先在 2^4 尺度寻找模极大值的位置,

然后在该位置附近依次寻找 2^3 到 2^1 尺度上模的极大值,如果不是该尺度上模极大值,该部分就不是 R 波。由于 R 峰位置在一次微分小波算法中是借助于一对相邻的模极大值点的位置及两者间的斜率间接确定,定位精度的稳定性不高,计算过程较繁琐,并在在伪迹去除时,需要进行时移修正。余辉[15]等人提出用二次微分小波,即 Marr 小波作为小波基来改进算法,此时心电 R 峰位置对应各尺度小波变换的极大值点,可大大简化定位算法,提高了定位精度和准确性。

用小波检测 R 波可以不需要对 ECG 信号进行复杂的滤波预处理,因为小波变换本身可以有效抑制各种噪声的干扰,完成线性和非线性滤波的双重功能。而且,在不同尺度变换采用逐级反馈、逐层筛减的检测附加策略,可去除伪迹造成的孤立极值点,取得了很高的 QRS 综合波检测的准确性。只有在某些高频噪声的频段与 QRS 频段在小波的多个分解尺度上都发生重叠时,小波检测方法才会出现误检。基于小波变换的检测算法虽然准确率已经非常理想,但小波变换计算量较大,离实时处理有一定距离。最近,谢远国[16]等人简化了小波变换的滤波器组模型,在不影响检测精度的情况下,计算速度有了很大提高,可用于实时检测。相信随着快速算法和数字处理芯片技术的发展,小波变换算法将很快广泛用于实时检测领域。

小波分析本质上是一组可调的窗口傅里叶变换,由于小波基函数长度有限,在对信号作小波变换时会发生能量泄漏,对信号在时域和频域的精确分析产生影响。而且,一旦选择了特定的小波基和分解尺度,所得到的结果是某一固定频段的信号,只与信号的采样频率有关而与信号本身无关,由此可见小波分析不具有自适应性。为此在分析识别信号前要选择合适的小波基函数,而识别心电这类非线性非平稳信号时如何选择一个最优的小波基函数还是比较困难的问题,缺乏自适应性是小波分析的一个缺点。

1.2.2 HRV 信号的定义方法

根据定义 HRV 信号反映窦房结对自主神经调制影响的适应性,理论上应该是 P-P 间期的微小变异性涨落,但因 P 波波峰的发生时刻不易测准,故通常都以 R-R 间期代替,其误差可以忽略不计。

将 R-R 间期转换为 HRV 时域信号的方法主要有计数谱(Spectrum of Counts)、间期谱(Interval Spectrum)和心率谱(Heart Rate Spectrum)等三种方法;

1、计数谱是联系点过程,把 ECG 转换成为 R 波峰点发生时刻 t_i 的点过程,即可以表示成 δ 函数序列 $\sum_i \delta(t-t_i)$,所以计数谱可表示成计数过程,即每发生一次 R 波,计数便加一次。

2、间期谱是以直接将 RR 间期的值直接变成等间隔序列,每个数据的值等于前后两拍 R 波之间的间期 I_i ,或按波发生的时间为横坐标,等利用插值转换成等间隔的数据序列。

3、心律谱是将 RR 间期求倒数变成心率后组成等间隔序列 R_t ，或按波发生的时间为横坐标，等利用插值转换成等间隔的数据序列。

基于计数谱的功率谱分析比较复杂，心率谱又需要求倒运算，而间期谱则可以直接进行频谱分析且意义更加符合 HRV 的概念，所以多数的研究工作均以间期谱对 HRV 进行分析。Javier Mateo[17] 分析以上古典频谱分析方法的局限性，并依据积分脉频率冲调制(IPFM)模型提出了一种新的时域 HRV 信号即心跳时刻(HIT)信号，这种信号能无偏差地恢复调制信号的频谱，为分析心血管系统的神经调节功能提供了可靠的工具，但是算法复杂，计算量大。本文采用利用流行的由插值重采样生成的 HRV 间期谱信号，这样可以减小直接等间隔序列频域分析时的虚假成分，生理意义也非常明确，且计算量不大。文献[17]显示，这种方法得到的 HRV 功率谱的误差较小，性能较好。图 1-5 是用间期谱表示的 HRV 时域信号。

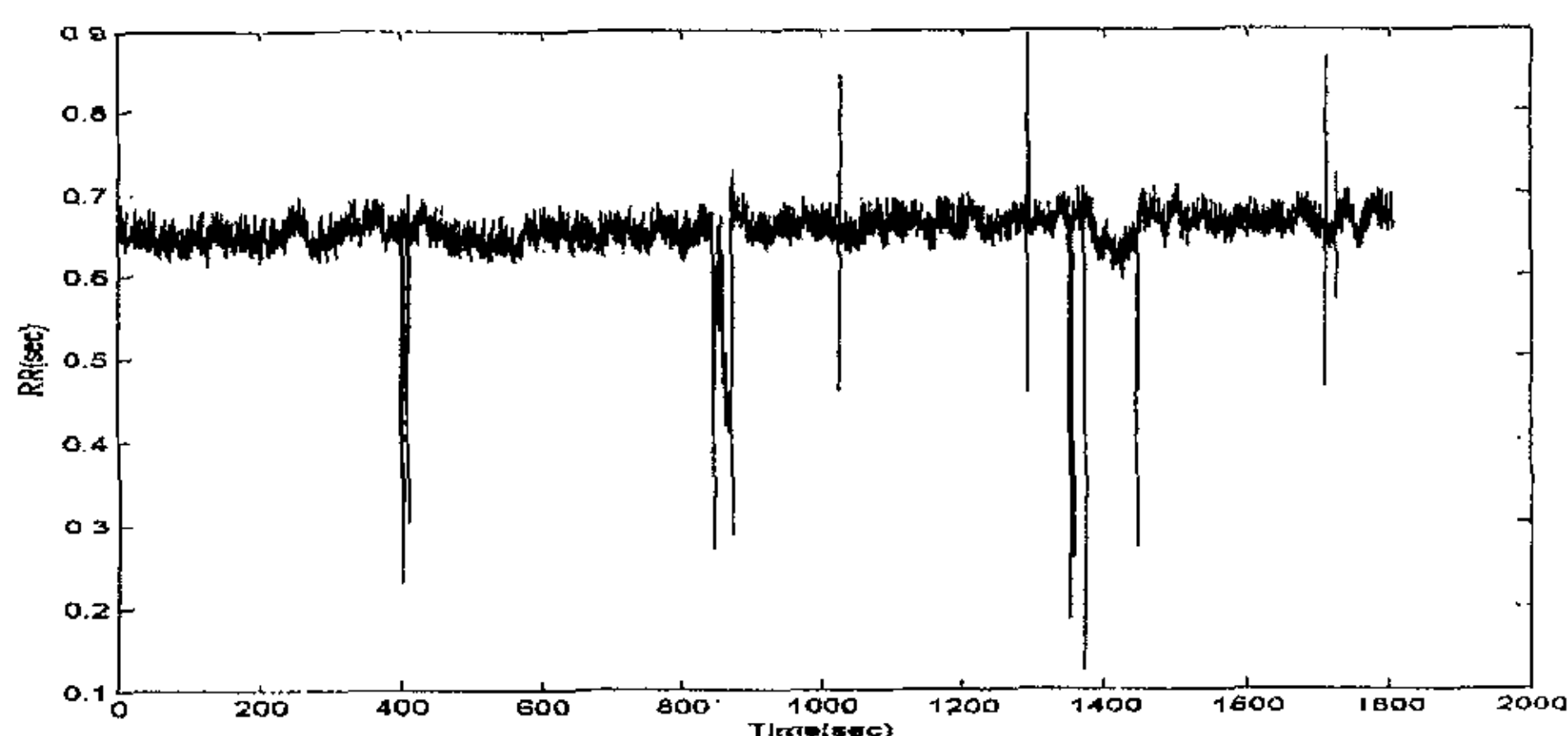


图 1-5 间期谱表示的 HRV 信号：

1.3 HRV 分析发展状况

评价心率变异性的分析方法目前主要有时域分析[18]、频域分析[19]及时频域分析[20]等线性分析及分形维数、近似熵和复杂度等非线性分析[21]。这些分析方法从不同的侧面揭示了心血管系统的工作情况。其具体分析包括对长时程数据的分析和对短时程数据的分析两种方法，长时程传统上定义为 24h，短时程定义为 2~6min。由于短时程分析的条件比较好控制，使分析不受外界的干扰，便于比较各类活动，因此临床和实验室希望从短时程心电信号中获得 HRV 信息。

1.3.1 HRV 线性分析

1. 时域分析

HRV 时域分析是根据短时程或者长时程 RR 序列的一些统计指标来完成的。2~6 分钟的短时程分析指标反映迷走神经活动，通常要在控制受试者的一些动作(如深呼吸)的条件下测量。具体指标包括 RR 时间序列平均数、RR 时序标准差(Standard Deviation, SD)、DBD(Deep breath difference)、RSA(Respiratory Sinus Arrhythmia Index)、呼吸比值、心动过速比率等等。长时程分析指标是对 24 小时动态心电记录的窦性心搏分析。具体指标包括昼夜差值、SDNN(standard deviation of normal to normal intervals)、CLV(cycle length variability)、SDRR(standard

deviation of RR intervals)、SDNN 指数(SDNN Index)、RMSSD(root mean square successive difference)、SDSD(the standard deviation of successive differences)等等。HRV 时域分析的还包括几何图形分析,比如 RR 间期值直方图、RR 间期差值直方图和 Lorentz 散点图等。

时域方法计算简单,最早应用于临床,并积累大量的经验值,但是这种方法丢掉了信号的时序信息,提取信号的特征值太少,敏感性和特异性低不能检测交感、迷走神经的张力及其均衡性的变化,应用时可以将其作为评价其它分析方法的参考指标之一。一些指数,比如 SDRR 对心肌梗塞后猝死危险性预报有一定的价值,但总的来说统计学方法不能分别测出心脏交感、迷走神经活动水平及均衡性的变化。

2. HRV 的频域分析

HRV 的频域分析法是把 RR 间期适当转换后的时域 HRV 信号转换成相应的功率谱信号以供分析。Kobayashi 等将 HRV 功率谱分成 3 个主要频谱成分,即高频成分(其谱峰在 0.25Hz 左右)、低频成分(其谱峰在 0.10 Hz 左右)和频率延伸到极低处且谱密度值随频率降低而增大的“1/f 成分”。

研究发现当交感神经活性被阻断时,HRV 谱中低频谱峰显著降低;当迷走神经活性被阻断时,HRV 谱中高频谱峰显著降低。低频谱峰值(A_{LF})和高频谱峰值(A_{HF})及其比值(A_{LF}/A_{HF})都是很有用的参数,可以用来表示交感神经和迷走神经的均衡性。频域分析方法为评价正常或疾病状态的自主神经系统功能提供了有利的定量分析工具,具有重要的研究意义。

自 1981 年 Akselrod 等提出心率波动信号的功率谱分析方法之后,新的信号处理技术不断应用于 HRV 谱分析中,主要包括古典谱估计法(如快速傅立叶变换法)或现代谱估计法(如自回归模型法)对 R-R 间期序列进行谱估计。由于古典谱估计方法会产生诸如谱分辨率低、受窗函数影响和方差性能不好等缺陷,目前研究应用较多的是现代谱估计方法,也称为参数法(模型法),这种方法具有较高的谱分辨率,能消除谱泄露现象。自回归(AR)模型是其中一种应用较广泛的方法,它是一个系数按最小均方差原则估计出的模型,一种全极点模型,常用 Marple 算法来实现 AR 模型系数的计算,另外,Levinson-Dubin 算法和 Burg 算法也较常用。1992 年, Burr 建立 AR 模型处理 HRV 信号,然后进行了谱分解,取得了较好的效果,得到的频谱曲线光滑,能够分辨十分靠近的波峰,可以很好地反映波峰。但自回归模型阶数的确定存在一定困难。

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

4. 时频域联合分析

目前,为克服单独进行时域分析或频域分析所存在的局限性,时频分析方法开始进入初步实验研究阶段,国内的相关研究甚少。将古典频谱估计法应用于时变系统,进行时频分析的方法主要有短时傅立叶变换(STFT)、时频分布法、基

于AR模型的时频分析法及小波变换法等。STFT主要适用于长时间数据的分析,而对于短时序列,应用时频分布法则较为有效,Vila等提出了时频分布法分析短时数据的优点,应用于心肌缺血疾病的诊断,得到了较理想的实验结果。Bianchi等将时变算法应用于AR模型中,得到一组新的AR参数,从而在非平稳情况下分析HRV的功率谱,获得了描述HRV暂时性变化的定量参数,同时提出进一步研究HRV信号时变谱分析的意义。

尽管这些方法已经在HRV分析中得到一定程度上的应用,但仍存在许多不尽人意的问題:STFT的时频分辨率是固定不变的,时频分析不是很灵敏;对于AR模型的时频分析需要正确确定模型及其顺序形式,实现起来存在繁琐的问题等。具有多尺度分析能力的小波变换在R波检测、心室晚电位检测、心音分析中已显示出其优良的时频信号处理能力。虽然基于小波变换的HRV分析才刚起步,但分析结果已充分表明其敏感性和特异性都比传统的时域方法有较大提高。Gamoro小波变换来分析HRV信号,之后又采用正交小波变换分析研究了心肌缺血与HRV的联系。Wiklund等采用自适应小波变换对短程HRV信号进行分析。Pichot等使用小波变换定量描述了HRV信号的时频特性。

1.3.2 HRV非线性分析

80年代中期以来,随着非线性动力学迅速发展,有人开始对HRV的非线性动力学进行研究。脑对心率调节起着重要的作用,而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系统。非线性的类分形结构在健康心脏的力学和电学动力学中起重要作用,是HRV非线性特性的解剖学结构基础,主要有:1)冠状动脉和静脉网络是类分形的结构,它提供血液给心脏肌肉。2)心脏中有一个类分形的连接纤维网格类分形的键索,它将二尖瓣、三尖瓣与肌肉连接。3)某些心脏肌肉的分支模式是明显的类分形的结构。4)His-Purkinje传导系统具有二分叉的类分形的结构,将电信号从心房传导到心室肌。这种非线性的结构使心脏具有非线性的力学和电学特征。

HRV的非线性特征是由Babloyantz、Gold-berger等最早进行研究的,主要结论有:1)HRV的功率谱密度是宽带的,具有 $1/f$ 的谱成分;2)估算HRV的关联维数为有限值;3)HRV不存在单一的时间尺度,具有统计自相似性。所有结果表明HRV不是随机的而是由具有某种确定性规律控制的输出,即一种混沌信号。非线性动力学参数能够反映出复杂动力学特征,因此用非线性动力学方法分析HRV愈来愈受到重视。RR间期的非线性动力学分析常用参数有分形维数(fractal dimension, FD)、分形布朗运动(fractional Brownian motion, FBM)、复杂度、近似嫡等。

HRV分析方法已取得了较大进展,它的时域分析法和频域分析法理论已经较为成熟,各项指标意义比较明确,临床应用较广泛,但特异性较低,不能进一步区别交感或迷走神经的作用及均衡性。通过非线性动力学分析HRV正处于研究阶段,是一个有价值的研究方向。目前,HRV的非线性动力学没有对照标准,对所得的意义也无充分的解释,在临床上无法使用。要使HRV分析成为一项常规临床检查方法,还需进一步明确不同的病理状态下HRV改变的病理生理机制,并确定各种方法测定的HRV正常值。另外,各种方法之间的比较研究还十分缺乏,对不同方法的技术处理和优化也还需作大量的工作。今后,HRV分析方法的发展趋势是深入研究有效表征心脏活动的指标,其中时频域联合分析和非线性动力学参数将是研究热点之一,而时频域和非线性动力学参数的综合指标的研究

究, 将为某些具体应用领域开辟新的局面。

1.4 课题背景及内容

HRV 是反映自主神经系统活性和定量评估心脏交感神经与迷走神经张力及其平衡性, 是预测及判断其对心血管疾病的一个有价值的指标, 并在人群健康评估, 运动员、飞行员以及航天员的生理状况监测, 睡眠研究上得到了有效应用。从 HRV 的非线性动力学研究也指出了其并非单一时间尺度信号, 具有统计自相似性等分形特征。多尺度时频分析可以比通常 HRV 时域统计指标及频域分析方法揭示更多的信息, 和非线性动力学分析一起成为 IIRV 分析的发展方向。

准确探测 R 波是对以 RR 间期为基础的 HRV 进行分析的前提, 已知作为多尺度时频分析代表的小波变换在心电 R 波探测上得到了成功应用, 即根据信号小波变换的模极值与信号奇异性的对应关系来检测心电信号中的 R 波及其它特征点。小波变换在 HRV 分析中的应用也很具有潜力。

最近受到关注的基于经验模式分解(EMD)方法[22], 是另一种良好的多尺度时频分析方法, 尤其适合于非线性、非平稳的信号序列处理[23]。其从本质上讲是把一个信号进行平稳化处理, 其结果是将信号中不同尺度的波动或趋势逐级分解开来, 产生一系列具有不同特征尺度的数据序列, 每一个序列即为一个本征模函数分量。EMD 的最大优点是使希尔伯特变换后的瞬时频率具有物理意义。EMD 分解虽然在诸如地震信号分析[24]、海岸水波信号分析[25]、机械振动分析[26]等领域的研究中得到了很好的应用, 但是在生物学信号领域[27]的应用才刚刚开始, 目前关于其在 R 波检测方面的研究并没有文献报道。本文将深入讨论了使用 EMD 及其 Hilbert 变换检测 R 波的可行性与有效性, 提出相应的检测算法和标准心电信号验证的结果, 以证明方法在检测心电信号中的 R 波方面的应用潜力, 值得进一步研究。同时经 EMD 变换得到的 Hilbert 谱及 Hilbert 边际谱有很高的分辨率, 非常适合对 HRV 进行时频分析。

第二章将概述现有的主要多尺度时频分析理论, 是以后各章的理论准备。

第三章将讨论基于小波变换的 R 波检测方法, 介绍了小波变换检测信号奇异性的原理, 即可用信号小波变换的模极值与信号奇异性的对应的关系来确定信号奇异点的位置, 并介绍了使用一次微分小波和二次微分小波检测 R 波的原理和特点, 给出了算法流程。

第四章将深入讨论使用 EMD 及其 Hilbert 变换检测 R 波的可行性与有效性, 提出相应的检测算法和标准心电信号验证的结果。

第五章将从研究方法上指出多尺度时频分析可以在通常的 HRV 时域统计指标及频域分析方法基础上提供更多的信息。从 HRV 的小波变换和 EMD 信号中可以进一步进行各种时频分析比较, 尤其是经 EMD 变换得到的 Hilbert 谱及 Hilbert 边际谱比通常的时频分析方法具有更好的分辨率, 非常适合对 HRV 进行时频分析。

第六章是结论和展望。

1.5 小结

本章首先简要介绍了心率变异性(HRV)的生理基础和临床意义。接着对获取 HRV 信号非常重要的心电 R 波检测技术进行回顾。然后根据以 RR 间期为基础的 HRV 分析的发展趋势提出了本文的研究思路, 即研究基于小波变换及最近开始流行的 EMD 等多尺度时频分析理论的 R 波检测算法和它们在 HRV 研究中的优势, 介绍了整个论文的基本结构和要点。

第二章 多尺度时频分析理论概述

2.1 非平稳信号与多尺度时频分析方法

1807年,傅立叶向法国科学院提交了一篇报告,指出任何周期函数都可以用一系列正弦波表示。这一思想对后来的数学、物理及工程界产生了深远的影响,科学家在随后的一个半世纪里建立了完善的傅立叶分析理论。

傅立叶变换与其反变换建立了信号 $s(t)$ 与其频谱 $S(f)$ 之间的一对一映射关系。从时域到频域的映射关系为傅立叶变换:

$$S(f) = \int_{-\infty}^{\infty} s(t) e^{-j2\pi ft} dt \quad (2-1)$$

反过来,从频域到时域的映射关系为傅立叶反变换:

$$s(t) = \int_{-\infty}^{\infty} S(f) e^{j2\pi ft} df \quad (2-2)$$

上述两个变换属于整体或全局变换,即只能从整体信号的时域表示得到其频谱,或者只能从整体信号的频域表示获得信号的时域表示。因此,频谱 $S(f)$ 只是显示信号 $s(t)$ 中某一频率分量 f 的振幅和相位,而无法获得信号各频率分量随时间变化的关系。

我们已知的实际存在的许多信号,如雷达波、地震波、水波以及生物医学信号等都是非平稳随机信号,它们的统计量(例如相关函数和功率谱密度等)是随时间改变的。如果只使用傅立叶变换,则信号 $s(t)$ 随时间的所有变化都只能以整体

形式表现在 $S(f)$ 里。这表明传统的傅里叶变换(即传统的谱分析)无法反映非平稳信号统计量的时间变化特征。传统傅里叶变换之所以不能反映非平稳信号统计量的时间变化,是因为它只是将信号在单个域(时域或频域)或单个尺度里表示。也就是说,传统傅里叶变换是一种全域变换或单一尺度变换。

解决上述困难的方法是把全局是非平稳信号的局域内看作则是平稳的,然后进行像傅立叶变换这样的进一步分析。也就是说,用时间和频率(或尺度)的联合函数形式来分析非平稳信号,同时描述信号在不同时间和频率的能量密度和强度。这样一类信号分析方法统称为信号的时频(多尺度)表示,它可以克服传统傅里叶变换不能反映非平稳信号统计量的时间变化的缺陷。但它也有新的问题:频谱的分辨率取决于信号长度,即所取局部长度越短,谱分辨率也越差,而且所取的长度要与信号的“局域平稳长度”相适应。

对非平稳信号的局域变换,即时频表示一般分为线性和二次型两种。典型的线性时频分析方法有短时傅立叶变换、Gabor变换和小波变换等,典型的二次型时频表示有Wigner-Ville分析等。近年来,Huang又提出了一种分析非线性、非平稳信号的方法——经验模式分解方法(EMD)。我们将在下面几节就主要的时频分析或多尺度分析的方法作简要概述。

2.2 短时傅立叶变换 (STFT) 与 Gabor 变换

虽然傅立叶变换是全局的,不能反映信号频率成分的时间特性,但是如果沿着时间轴把信号在时域上加以分段,每一段作傅氏变换,计算其频谱,则可以从各段频谱特性随时间变化上看出信号的时变特性,这就是目前在时变信号分析中用得较多的分析方法短时傅里叶变换 (Short Time Fourier Transformation, STFT)。连续信号 $x(t)$ 的STFT定义如下:

$$STFT_x'(t, \omega) = \int_{-\infty}^{\infty} [x(t')r^*(t'-t)]e^{-j\omega t'} dt' \quad (2-3)$$

其中, $r^*(t'-t)$ 为 $r(t'-t)$ 的共扼函数, 是以 t 为中心的时间窗函数。从定义 (2-3)

可以看出, 为了使变换具有时域局部性, 它先将信号 $x(t')$ 加上时间窗 $r(t')$, 然后将 $r(t')$ 滑动做傅里叶变换, 这样便得到信号的时变频谱或短时谱 $STFT_x'(t, \omega)$ 。因此, 短时傅里叶变换实际上是假定非平稳信号在时间窗的一个短的时间间隔内是平稳的, 然后计算出各个不同时刻的功率谱。它的不足之处在于它是用时间窗内的一段信号来表示它在某个时刻的特性。显然, 短时傅立叶变换的时间分辨率与选择的时间窗的宽度直接相关, 如果时窗宽, 则时间分辨率低, 时窗窄, 则时间分辨率就高。如果为了提高频率分辨率而加宽时窗, 则短时平稳的近似程度就会变差。

对于一个信号来说, 总是希望通过选择合适的窗函数, 能够同时获得较高的时间分辨率和频率分辨率。设窗函数 $r(t)$ 的傅里叶变换为 $\Gamma(\omega)$, 则其有效时宽 Δt 和有效频宽 $\Delta \omega$ 分别定义为:

$$\Delta t^2 = \int t^2 |r(t)|^2 dt / \int |r(t)|^2 dt \quad (2-4)$$

$$\Delta \omega^2 = \int \omega^2 |\Gamma(\omega)|^2 d\omega / \int |\Gamma(\omega)|^2 d\omega \quad (2-5)$$

物理上的不确定性原理指出 Δt 和 $\Delta \omega$ 必须同时满足海森伯格 (Heisenberg) 不等式:

$$\Delta t \Delta \omega \geq 1/4\pi \quad (2-6)$$

仅当窗函数为高斯函数时有:

$$g(t) = \pi^{-1/4} e^{-t^2/2} \quad (2-7)$$

式 (2-6) 中等号才能成立。此时短时傅里叶变换分析的时域和频域分辨率相等, 二者之积最小, 有最高的时频分辨率。使用高斯窗的短时傅里叶变换最早由 Gabor [28] 提出, 所以习惯上称之为 Gabor 变换。该法能否真正地在时频谱图上表征每个时间点的瞬时频率, 需要进一步进行分析和验证。

短时傅里叶变换通过对信号的分段截取来处理时变信号, 是假设所截取的每一段信号是线性、平稳的。因此, 严格地说, 短时傅里叶变换是一种平稳信号分析法, 只适用于对缓变信号的分析。如果有一个灵活可变的时间-频率窗, 使在高的“中心频率”时自动变窄, 而在低的“中心频率”时自动变宽, 就理想了。这便是我们下面要介绍的小波变换。虽然短时傅里叶变换通过加窗处理实现了信

号的局部分析,但对于窗函数内的信号,它仍是使用傅里叶变换进行分析,并且假设了位于窗函数内的信号为平稳信号,因此它不能从根本上克服傅里叶变换分析非平稳信号时存在的问题。

2.3 双线性时频分布及 Wigner-Ville 谱

前面讨论的STFT属于线性时频表示。虽然线性性质是时频表示分析中所希望具有的,但非线性时频表示却是另一类非常重要的时频表示。其中,双线性时频表示是一类应用的最为广泛的时频分布,这种时频的二次型表示具有独特的优点。所谓双线性形式,是指所研究的信号在时-频分布的数学表达式中以相乘的形式出现两次。从发展的过程来看,人们试图利用双线性时频表示来描述信号在时频平面上的分布。因为信号的二次型就是信号能量的表示,这也是时频分布一词的主要由来。在所有的双线性时频表示中,Wigner-Ville分布是最重要的一类二次时频分布,它具有了所希望的大部分性质。Wigner分布的概念早在1932年就由Wigner提出了,1948年Ville[29]对它重新做了介绍。后来一些学者对它做了发展,并给出这种新的信号变换数学基础,才引起人们的注意,很快成为信号分析和处理中非常有用的工具。

设观测信号为 $s(t)$, 定义它的WVD为

$$WVD_x(t, \omega) = \int_{-\infty}^{\infty} x(t + 0.5\tau) x^*(t - 0.5\tau) e^{-j\omega\tau} d\tau \quad (2-8)$$

其中 $x(t)$ 是 $s(t)$ 的解析信号 $x(t) = s(t) + H[s(t)]$, $H[\cdot]$ 表示 Hilbert 变换。如果 WVD 定义式(2-8)中用 $s(t)$ 代替 $x(t)$, 则变成 Wigner 分布的定义式。

WVD不是线性的,即两信号之和的WVD并非每一个信号WVD之和,其中多出一个附加项。若 $s(t) = s_1(t) + s_2(t)$, 则有

$$WVD_s(t, \omega) = WVD_{s_1}(t, \omega) + WVD_{s_2}(t, \omega) + 2RE(WVD_{s_1 s_2}(t, \omega)) \quad (2-9)$$

其中,前两项是信号 $s_1(t)$ 和 $s_2(t)$ 的自时频项,第三项是它们的交叉项。从(2-9)式我们可以看出交叉项对Wigner-Ville分布的影响,即交叉项是实的,混杂于自时频项成份之间,且其幅度是自时频项成份的两倍。另外,交叉项是振荡型的,每两个信号分量就会产生一个交叉项。若信号有 N 个分量,则会产生 C_N^2 个交叉项。

它的出现导致了双线性时频表示线性结构的破坏,干扰了人们对Wigner-Ville分布的解释。在实际应用中,如何抑制互时频项的影响,选择何种形式的时频表示,都要根据具体问题具体分析。

WVD是一种重要的时频分布,它具有许多重要的数学性质,如能量集聚性、有界性等。但是,由于WVD为二次型变换,它不可避免地出现交叉项干扰,阻碍了其进一步的应用。同时,由WVD定义式知,它仍是以傅里叶变换为基础的,因而也不能完全克服傅里叶分析非平稳信号的不足之处。

如果用 STFT 和小波变换的模平方来表征时频(时尺)平面上的信号能量分布, Cohen 证明[30],它们是被不同函数平滑了的 WVD。平滑消除了 WVD 的交叉

项,但降低了时频联合分辨率(如线性调频信号的WVD非常集中于时频平面上的一条直线,而其STFT就比较分散了)。但是能量分布并不能概括STFT和小波变换,它们的出发点不尽相同,由STFT和小波变换构造的能量分布不满足如边缘分布这样基本的分布性质。但STFT与小波变换的结果常常有更直观的物理解释,其相位信息也有明确的意义。时频分析的各种方法不是孤立的,它们之间有本质的联系,在物理意义上也有内在的一致性,而在实际应用中,它们有各自不同的特点和适用场合。

2.4 小波变换

小波变换(Wavelet Transform)是近年来发展起来的一种分析信号时频特征的有效方法,属于应用数学的一个分支。小波变换最早是由法国地球物理学家Morlet于80年代初在分析地球物理信号时作为一种信号分析的数学工具提出的。Meyer, Grossman, Mallat和Daubechies等法国学者在小波分析方面进行了一系列开创工作。经过几十年的实践与发展,小波变换不仅在理论和方法上取得了突破性的进展,如框架理论[31]和滤波器理论[32],而且在信号与图像分析、地球物理信号处理、计算机视觉与编码、语音合成与分析、信号的奇异性检测与谱估计,甚至在分形和混沌理论中都获得了广泛的应用。

与前面讨论的STFT相比较,小波变换的最大特点便是它的分析精度可调。由于STFT采用恒宽窗函数截取信号,使得在所有情况下,STFT都具有相同的时间和频率分辨率,与分析非平稳信号的实际要求显然是不相符合的。而小波变换以非均匀规律对时间轴和频率轴予以划分,从而在满足海森伯格不等式的前提条件下,既能以足够的时间分辨率对信号中的短时高频成份进行分析,又具有足够的频率分辨率对信号中的慢变低频成份进行分析。保证这些特征实现的是小波对原信号在不同尺度下进行了变换。

小波变换的作用是将一个信号与一个在时域和频域上均具有局域化性质的平移伸缩小波基函数进行卷积,从而将信号分解成不同时宽和频带上的不同成分,其基本思想就是用某小波函数族来表示或逼近观测信号。小波变换既能够在整体上提供信号的所有信息,又能够提供任一时间局域内信号产生突变的程度,就是能够同时提供时间域和频率域的局域化信息。

2.4.1 连续小波变换

若 $x(t)$ 是平方可积函数(记作 $x(t) \in L^2(R)$),则它的连续小波变换定义为

$$CWT_x(a, b) = \frac{1}{\sqrt{|a|}} \int_{-\infty}^{\infty} x(t) \psi^*\left(\frac{t-b}{a}\right) dt, a \neq 0 \quad (2-10)$$

或者用内积形式

$$CWT_x(a, b) = \langle x, \psi_{a,b} \rangle \quad (2-11)$$

其中 $\psi_{a,b} = \frac{1}{\sqrt{|a|}} \psi\left(\frac{t-b}{a}\right)$ 。

要使逆变换存在, $\psi(t)$ 要满足允许性条件

$$C_\psi = \int \frac{|\hat{\psi}(\omega)|^2}{\omega} d\omega < \infty \quad (2-12)$$

式中 $\hat{\psi}(\omega)$ 是 $\psi(t)$ 的 Fourier 变换, 以上条件又称完全重构条件或恒等分辨条件。

此时, 可以定义连续小波变换的逆变换为

$$x(t) = C_\psi^{-1} \int_{-\infty}^{\infty} \psi_{a,b}(t) CWT_x(a,b) db \frac{da}{|a|^2}, a \neq 0 \quad (2-13)$$

C_ψ 限制了在 $L^2(R)$ 中能作为小波基函数 $\psi(t)$ 的类, 尤其如果它还是一个窗函数就要求 $\psi(t) \in L^1(R)$, 即

$$\int |\psi(t)|^2 dt < \infty \quad (2-14)$$

故 $\hat{\psi}(\omega)$ 是一个连续函数, 且由允许性条件得

$$\hat{\psi}(0) = \int \psi(t) dt = 0 \quad (2-15)$$

上式表明小波函数必然具有振荡性。

为了使信号的实现在数值上是稳定的, 除了完全重构条件外, 还要求小波基函数 $\psi(t)$ 的 Fourier 变换 $\hat{\psi}(\omega)$ 满足 “稳定性条件”

$$A \leq \sum_{j=-\infty}^{\infty} |\hat{\psi}(2^j \omega)|^2 \leq B \quad (2-16)$$

式中 $0 < A \leq B < \infty$ 。

我们知道在小波 $\psi_{a,b}(t)$ 中, a 是尺度因子, b 是时移因子。由于时移因子与时间参数自然对应, 而尺度因子实际上与频率对应, 因此可以认为信号在时频分析中的时间—频率平面 (t, ω) 在小波分析中变成了时间—尺度平面 (a, b) 。短时傅立叶变换是以同一种分辨率(即统一的时间窗)来观察信号的, 而在小波分析中, 人们则以不同的“尺度”或“分辨率”来观察信号。信号分析中的这种多尺度(或多分辨率)的观点是小波分析的基本特点之一。小波分析的目的就是“既要看到森林(信号的概貌), 又要看到树木(信号的细节)”。

根据小波变换的定义, 可将小波函数 $\psi_{a,b}(t)$ 看成是一个带宽滤波器的冲激响应。在时频平面上, 小波系数代表了位于以下矩形窗口内的信号分量

$$[t_0 - a\sigma_b, t_0 + a\sigma_b][a^{-1}\omega_0 - a^{-1}\sigma_\omega, a^{-1}\omega_0 + a^{-1}\sigma_\omega] \quad (2-17)$$

显然各个时频窗的大小是不同的, 与伸缩因子 a 直接有关。式中 σ_b 和 σ_ω , 是小波函数 $\psi_{a,b}(t)$ 的等效时窗和等效频宽。可见, 当 a 比较小时, 时域分辨率较高,

而频域分辨率降低。相反，当 a 较大时。时窗宽度增大，频域分辨率得到提高。但无论时宽和频宽如何变化，他们的乘积是不变的，必须服从海森伯格不等式。

2.4.2 离散小波变换

信号 $x(t)$ 做连续小波变换后所得 $CWT_x(a,b)$ 的信息是有冗余的，从压缩数据及节约计算的角度上看，我们希望在不致丢失信息的前提下，只在一些离散的尺度和位移值上计算小波变换。离散小波变换中“离散”的概念并不同于以往离散傅立叶变换中的概念，离散小波变换中的时间变量 t 并没有被离散化，被离散化的是小波变换中的尺度 a 和位移 b 。

令 $a = a_0^j, b = kb_0, j, k \in Z$ ，离散小波函数为

$$\psi_{j,k}(t) = a_0^{-j/2} \psi(a_0^{-j}t - kb_0) \quad (2-18)$$

对给定的信号 $x(t)$ ，其连续小波变换可变成如下离散栅格上的离散小波变换

$$DWT_x(j,k) = \int_{-\infty}^{\infty} x(t) \psi_{j,k}^*(t) dt \quad (2-19)$$

为了能重构信号，要求 $\{\psi_{j,k}(t)\}_{j,k \in Z}$ 必须是 $L^2(R)$ 上的Riesz基。

定义 2.1

有小波基函数 $\psi(t) \in L^2(R)$ ，如果 $\{\psi_{j,k}(t)\}_{j,k \in Z}$ 是一个Riesz基，则

$\psi_{j,k}(t), j, k \in Z$ 的线性张成在 $L^2(R)$ 是稠密的，并且存在常数 $0 < A \leq B < \infty$ ，使得

$$A \|\{c_{j,k}\}\|_2^2 \leq \left\| \sum_{j=-\infty}^{\infty} \sum_{k=-\infty}^{\infty} c_{j,k} \psi_{j,k} \right\|_2^2 \leq B \|\{c_{j,k}\}\|_2^2 \quad (2-20)$$

对所有二重双无限平方可和序列 $\{c_{j,k}\}$ 成立，即对

$$\|\{c_{j,k}\}\|_2^2 = \sum_{j=-\infty}^{\infty} \sum_{k=-\infty}^{\infty} |c_{j,k}|^2 < \infty \quad (2-21)$$

的 $\{c_{j,k}\}$ 成立，A和B称为Riesz基上界和下界。

若 $\psi(t) \in L^2(R)$ ，那么存在 $L^2(R)$ 的唯一的Riesz基 $\{\psi^{j,k}(t)\}_{j,k \in Z}$ 在以下意义

$$\langle \psi_{j,k}(t), \psi^{l,m}(t) \rangle = \delta_{j,k} \delta_{l,m}, j, k, l, m \in Z \quad (2-22)$$

上与 $\{\psi_{j,k}(t)\}_{j,k \in Z}$ 对偶。这时 $x(t) \in L^2(R)$ 有以下的

$$x(t) = \sum_{j=-\infty}^{\infty} \sum_{k=-\infty}^{\infty} \langle x, \psi_{j,k} \rangle \psi^{j,k}(t) \quad (2-23)$$

唯一级数表示。特别的当 $\{\psi_{j,k}(t)\}_{j,k \in \mathbb{Z}}$ 构成 $L^2(R)$ 的正交规范基时, 有

$\psi_{j,k}(t) = \psi^{j,k}(t)$, 则重构公式变成

$$x(t) = \sum_{j=-\infty}^{\infty} \sum_{k=-\infty}^{\infty} \langle x, \psi_{j,k} \rangle \psi_{j,k}(t) \quad (2-24)$$

至此, 我们得到 $\psi(t)$ 作为小波基函数的三个必要条件:

- 1) 允许性条件或完全重构条件(2-12);
- 2) 稳定性条件(2-16);
- 3) Riesz基或线性独立条件(2-21)。

2.4.3 小波多尺度(多分辨率)分析与Mallat算法

1. 多尺度(多分辨率)分析概念

Mallat使用多尺度(多分辨率)分析概念统一了各种具体小波基的构造方法, 并由此提出了基于二次镜像滤波器的Mallat快速小波分解和重构算法[32], 它在小波分析中的地位与快速傅里叶变换在傅里叶分析中的地位相当, 使小波分析不再是一种理论摆设, 成为人们进行信号分析的利器。

定义2.2

空间 $L^2(R)$ 的多尺度分析是指构造该空间内一个子空间列 $\{V_j\}_{j \in \mathbb{Z}}$, 使其具有

以下性质:

(1) 单调性(包容性)

$$\dots V_{j+1} \subset V_j \subset V_{j-1} \dots;$$

(2) 逼近性

$$\text{close} \left\{ \bigcup_{j=-\infty}^{\infty} V_j \right\} \subset L^2(R), \bigcap_{j=-\infty}^{\infty} V_j = \{0\};$$

(3) 伸缩性

$$\phi(t) \in V_j \Leftrightarrow \phi(2t) \in V_{j-1};$$

(4) 平移不变性

$$\phi(t) \in V_j \Leftrightarrow \phi(t - 2^{j-1}k) \in V_j, \forall k \in \mathbb{Z};$$

(5) Riesz基存在性

存在 $\phi(t) \in V_0$, 使得 $\{\phi(2^{j-1}t - k)\}_{k \in \mathbb{Z}}$ 构成 V_j 的一个Riesz基。

定理2.1

令 $\{V_j\}_{j \in \mathbb{Z}}$ 是 $L^2(R)$ 的一个多尺度(分辨率)分析, 必定存在一个唯一的尺度

函数 $\phi(t) \in L^2(R)$ 使得

$$\phi_{j,k} = 2^{-j/2} \phi(2^{-j}t - k), k \in Z \quad (2-25)$$

是 V_j 内的一个标准正交基。式(2-25)中的系数 $2^{-j/2}$ 是为了使 $\phi_{j,k}$ 的 $L^2(R)$ 范数为 1。引入尺度函数的目的是为了构造正交小波基。可知尺度函数与低通滤波器的形状相同。

若 $\phi(t) \in V_0$ 生成一个多尺度分析, 那么有 $\phi(2t) \in V_{-1}$, 并且因为 $\{\phi_{-1,k}, k \in Z\}$ 是 V_{-1} 的一个 Riesz 基, 所以存在唯一的 l^2 序列 $\{h(k)\}$ 。它描述尺度函数 $\phi(t)$ 的两尺度关系

$$\phi(t) = \sqrt{2} \sum_{k=-\infty}^{\infty} h(k) \phi(2t - k) \quad (2-26)$$

由性质 1 知 $V_{j+1} \subset V_j, \forall j \in Z$, 所以可以构造空间 W_{j+1} 使得

$$V_j = V_{j+1} \oplus W_{j+1} \quad (2-27)$$

反复应用式(2-27), 得

$$L^2(R) = \bigoplus_{j \in Z} W_j \quad (2-28)$$

同样, 象 $\phi(t)$ 生成 V_0 一样, 存在一个函数 $\psi(t)$ 生成闭子空间 W_0 , 且有与式(2-26)类似的双尺度方程

$$\psi(t) = \sqrt{2} \sum_{k=-\infty}^{\infty} g(k) \psi(2t - k) \quad (2-29)$$

式(2-29)称为小波函数双尺度方程。由式(2-26)和 (2-29)可知, 尺度函数与小波函数的构造归结为系数 $\{h(k)\}$, $\{g(k)\}$ 的设计, 若令 $H(\omega) = \sum_{k=-\infty}^{\infty} \frac{h(k)}{\sqrt{2}} e^{-j\omega k}$,

$G(\omega) = \sum_{k=-\infty}^{\infty} \frac{g(k)}{\sqrt{2}} e^{-j\omega k}$, 则把尺度函数和小波函数的设计可以归结为滤波器

$H(\omega), G(\omega)$ 的设计。构造正交小波时滤波器 $H(\omega), G(\omega)$ 必须满足以下三个条件:

$$|H(\omega)|^2 + |H(\omega + \pi)|^2 = 1 \quad (2-30)$$

$$|G(\omega)|^2 + |G(\omega + \pi)|^2 = 1 \quad (2-31)$$

$$H(\omega)G^*(\omega) + H(\omega)G^*(\omega + \pi) = 1 \quad (2-32)$$

式(2-30)、(2-31)和(2-32)联合可得

$$G(\omega) = e^{-j\omega} H(\omega + \pi) \quad (2-33)$$

由式(2-33)立刻可得

$$g(k) = (-1)^{1-k} h^{-1}(1-k) \quad (2-34)$$

所以, 要设计正交小波基, 只需要设计滤波器 $H(\omega)$.

2. Mallat算法

由一个小波基函数的平移和伸缩所构成的正交基在对信号进行分解和重构方面是十分有用的。问题是这样的单个小波母函数是否存在呢? 人们从多尺度分析理论出发, 已经构造出这样的小波。其中两个例子便是Harr小波和Shannon小波。Daubechies构造了目前实际应用中大量使用的具有有限支集的正交小波基, 其对应的滤波器是有限长的。

Mallat受到图像处理中的塔式算法的启发, 结合多尺度分析提出了信号的塔式多分辨率分解和重构算法, 习惯上成其为快速正交小波变换算法[27]。

Mallat分解算法要实现的目标是在 $\{\phi(t-n)\}$ 是标准正交基条件下, 已知

$\{c_k^{j+1}\}$ 、 $\{h_n\}$ 、 $\{g_n\}$ 的情况下, 求 $\{c_k^j\}$ 和 $\{d_k^j\}$ 的过程, 即

$$c_k^j = 2^{-1/2} \sum_k c_k^{j+1} h_{k-2n}, \quad (2-35)$$

$$d_k^j = 2^{-1/2} \sum_k c_k^{j+1} g_{k-2n} \quad (2-36)$$

同样有重构公式

$$c_k^{j+1} = 2^{-1/2} (\sum_k c_k^j h_{k-2n} + \sum_k d_k^j g_{k-2n}) \quad (2-37)$$

由Mallat分解的性质可知, 它对信号时分解是隔点采样的, 因此分解后的信号长度是随分解尺度呈2的指数下降的。

正交紧支的小波函数、尺度函数关于实轴上的任何点都不具有对称或反对称性, 因而所对应的滤波器都不具有线性相位。为了小波滤波器具有线性相位, Cohen, Daubechies等人放弃了小波、尺度函数的正交性, 给出了构造具有对称性的双正交基的方法, 这时对应的滤波器具有线性相位[33]。相应得快速变换算法为àTrous算法。

2.5 经验模式分解方法 (EMD)

随着时频分析理论研究的不断发展, Norden E. Huang于1998年提出了一种采用经验模式分解(EMD)[22]分析非线性、非稳定信号的方法。EMD分解基于信号局部特征时间尺度, 从原信号中提取出本征模函数(IMF)。该方法是一种多尺度分析方法, 从本质上讲是对一个信号进行平稳化处理, 其结果是将信号中不同尺度的波动或趋势逐级分解开来, 产生一系列具有不同特征尺度的数据序列。每一个序列就是一个IMF, 所分解出的各IMF分量分别包含了原信号的不同时间尺度的局部特征信息。其中最低频率的IMF通常情况下代表原始信号的趋势或者均值。

EMD分解是基于如下前提的: (1) 被分解的信号至少有两个极值点, 一个极大值一个极小值; (2) 局部特征时间尺度定义为信号中两邻近极大值点或极小值点的时间间隔; (3) 如果信号中没有极值点但包含一些拐点, 可以先对信号微分一次或几次, 使极值点显示出来, 然后对分解的分量进行积分得到最后的结果。

所谓本征模函数是满足以下两个条件的一系列数据:

1. 整个数据段内, 极值点和过零点数目必须相等或至多相差一点;
2. 在任何时间点上, 由局部极大点构成的包络线和局部极小点构成的数据包络线的平均值为零。

Huang 认为信号的 IMF 是窄带信号, 其瞬时频率具有实际的物理意义, 可以进行 Hilbert 谱分析。显然大多数信号不是 IMF 分量, 任何时刻信号中可能包含不只一个 IMF 分量。因此, 必须把信号分解为 IMF 信号的集合。为此, Huang 提出了把信号分解为 IMF 分量的方法, 即根据数据集的极大值和极小值使用三次样条插值来实现的 EMD 分解算法, 具体过程如下:

1. 首先确定原始信号待处理时间段内数据集 $X(t)$ 的局部极大值集 X_{\max} 和极小值集 X_{\min} ;

2. 然后分别根据 X_{\max} 和 X_{\min} 作三次样条插值以确定 $X(t)$ 的上包络和下包络, 这样在 $X(t)$ 完全处于上下包络之间;

3. 根据上下包络, 求出 $X(t)$ 的局部均值 $m_{11}(t)$, 则去除该包络线所代表的低频成分后的数据序列, 即原始信号与局部极值的差值记为 $h_{11}(t) = X(t) - m_{11}(t)$;

4. 以 $h_{11}(t)$ 代替 $X(t)$ 重复以上三步, 直到 $h_{1,k-1}(t)$ 与 $h_{1,k}(t)$ 之间的方差小于下式给定的值,

$$SD = \sum_{t=0}^T \frac{|h_{1,k}(t) - h_{1,k-1}(t)|^2}{h_{1,k-1}^2(t)} \quad (2-38)$$

其中 SD 通常取 0.2-0.3, 即认为 $h_{1,k}(t)$ 是一个 IMF 分量, 则令 $c_1 = h_{1,k}(t)$, $r_1 = X(t) - h_{1,k}(t)$, $X(t) = r_1$ 。 c_1 是信号中频率最高部分的分量;

5. 重复以上四步, 直到 r_n 或 c_n 比预定值小, 或剩余函数 $r_n(t)$ 变成单调函数时, 原始信号的 EMD 分解结束。最后得到

$$X(t) = \sum_{i=1}^n c_i + r_n. \quad (2-39)$$

这样, 获得了频率成分从高到低的 n 个 IMF 模式分量, 以及最后的残余信号。由于每一个 IMF 分量是代表一组特征尺度的数据序列, 因此整个过程实际上将原始数据序列分解为各种不同特征波动的叠加。每一个 IMF 分量既可以是线性的也可以是非线性的。式 (2-39) 表明了 EMD 分解的完备性。经验模式分解是基于信号的局部时间特征尺度分析原信号, 克服了傅里叶变换用高次谐波频率分量拟合非线性、非平稳信号的缺点。

但是, EMD 算法中存在一个关键难题便是信号边界失真问题。这是因为在 EMD

“筛选”过程中,利用三次样条函数将信号的局部极大值点与局部极小值点分别拟合成信号的上、下包络线时,由于信号两端(边界)处的局部极值点数目稀少甚至为零,使得拟合出的上、下包络曲线在数据两端出现发散现象。并且随着‘筛选’过程的逐步进行,该发散现象将会向信号内部扩展“污染”整个数据序列,最终导致处理结果严重失真。当所处理数据序列足够长时,可以根据极值点的情况不断抛弃IMF两端失真数据来得到合理的处理结果,但当所处理的数据较短时,该方法便不可取了。使用三次样条函数拟合出的上、下包络曲线时边界发散的根本原因是信号两端缺少局部极值点,故可通过增加信号两端的极值点数目来改善包络曲线的边界发散现象。Huang在介绍EMD方法的文章中提到可以根据特征波对原有数据序列进行延拓,但没有给出确定合适特征波的具体方法。

对于一个非平稳数据序列来讲,Hilbert变换在很大程度上失去了原有的物理意义,而经EMD分解所得到的各个IMF分量都是平稳的窄带信号,其瞬时频率具有实际的物理意义,可以进行Hilbert谱分析。因此对IMF分量进行Hilbert变换后得到的结果能够反映真实的物理过程。进而得到基于时间-频率-振幅的Hilbert谱能够准确地反映出该物理过程中能量在空间(或时间)各种尺度上的分布规律。可在Hilbert谱基础上得到Hilbert边际谱与信号功频谱有可比性,而且比直接的FFT谱光滑,又避免了AR模型谱估计中需要首先确定模型阶数的困难。

2.6小结

本章概要介绍了基于多尺度分析时频的几种主要方法,主要有短时傅立叶变换、Wigner-Velli分布、小波变换和最近开始受到关注的经验模式分解方法。其中小波分析是一种优秀的多尺度分析方法,已经得到了广泛应用。而EMD方法作为一种多尺度分析方法最大的特点是无需采用信号的先验知识,可自适应的分解成具有局部时间尺度特征的本征模函数,克服了小波函数缺乏自适应性的缺点。

第三章 基于小波变换的 R 波检测方法研究

3.1 小波变换在心电信号分析中的应用情况

小波变换的多尺度分析和重构的能力,模极值对在各尺度上的变化规律能表征信号奇异点的性质,使它在数据压缩、图像处理、地震波检测、语言信号处理等领域得到广泛的应用。同样利用小波变换的尺度分析特性可分解 ECG 信号,在不同分布特征可对心电信号进行去噪、特征点检测、压缩等各种分析处理,已取得很多有实用价值的成果。具体应用归纳为以下几点:

1. 小波变换去除 ECG 中的噪声

小波变换实际上对信号在不同频段进行分解,在不同的尺度上,所包含的信号频率成分不同,小尺度上信号的高频成分较多,而大尺度上低频成分较多。在心电信号重构过程中,丢掉较小尺度的细节信号以去除高频干扰,而丢掉较大尺度的逼近信号以抑制基线漂移,再进行信号重建可获得剔除噪声的 ECG 重建信号。

2. 小波变换对特征点的检测与定位

小波变换很好的局部化分析能力,可以表征信号的局部变化情况。ECG 信号中 R 波有很强的奇异性,且含有对诊断极重要的信息。利用小波检测 R 波等心电信号特征点有两种方法,一是基于小波变换的极值与心电信号 R 点的对应关系,二是利用小波变换是对心电信号进行相关分析,即基于匹配滤波器的理论,若输入信号形状与小波模板函数(如墨西哥草帽小波)接近,则输出最大值,表示检测到 R 波。

3. 小波变换用于 ECG 的压缩

作为某些心脏病诊断手段之一,常常测量病人连续 24 小时的心电图。因此,在对这类心电图记录进行处理时,心电图的压缩成了一个重要问题。而数据压缩是小波变换应用的重要方面。采用小波变换不仅可提高压缩比,而且可避免“方块效应”和“蚊式噪声”,质量较好。

本章将从利用小波多尺度分析检测奇异信号的理论出发,分析比较现有的小波检测 R 波方法,得出分析结论,指出改进和发展的方向。

3.2 小波变换检测信号奇异性的原理

3.2.1 信号的奇异性 and Lipschitz 指数

信号的奇异性或不规则的突变部分通常携带有最重要的信息,作为重要的生物医学信号 ECG 中 R 波就是典型的例子。为了检测信号 $x(t)$ 的奇异性,我们必须对 $x(t)$ 的正则性给予精确的量化描述。信号的正则性或奇异性是和信号函数的可导性密切联系的,由此定义的 Lipschitz 指数 (L.E.) 可用来度量信号在某一区间的一致正则性,也可以度量信号在某一点的正则性。

定义 3.1

在数学上,信号的局部正则性是用 Lipschitz 指数 (L.E.) 来刻划的。

设 $0 \leq \alpha \leq 1$, 称函数 $x(t)$ 在 t_0 点是一致 L.E. α 的,当且仅当存在一个常数 K ,

对 t_0 的邻域内的所有 t , 有

$$|x(t) - x(t_0)| \leq K(t - t_0)^\alpha \quad (3-1)$$

从(3-1)的定义式可知,若函数 $x(t)$ 在 t_0 处连续可导,那么它在 x_0 处的L. E. 为 $\alpha=1$;若 $x(t)$ 在 t_0 处有界不连续(如图3-1所示),则它的L. E. 上限为 $\alpha=0$;若 $x(t)$ 在 t_0 连续不可导,则其L. E. 为 $0 < \alpha < 1$ 。可知 L. E. 给出了函数 $x(t)$ 的可导性量化描述,常用来描述信号的奇异性。一般若说到信号的某一点是奇异的,即指L. E. 为 $\alpha < 1$ 的点。


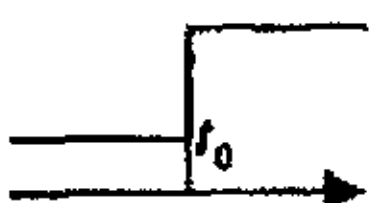

函数	图形	局部正规性特点	L.E 值
斜波函数		在 t_0 处一次可微,一阶导数不连续	1
阶跃函数		在 t_0 处函数本身不连续,但取值有界且恒定	0
δ 函数 $\delta(t - t_0)$			-1
白噪			$-\frac{1}{2} - \varepsilon, (\varepsilon > 0)$

图3-1 常见函数奇异点类型与相应的L. E.

一个经典的测量函数正则性的工具为傅立叶变换。傅立叶变换衰减的速度反映了函数的奇异性。可以证明一个傅立叶变换为 $X(\omega)$ 的有界函数 $x(t)$ 在实数上具有一致的L. E. α , 如果有

$$\int X(\omega)(1 + |\omega|^\alpha) d\omega < \infty \quad (3-2)$$

但这个条件只是一个充分条件而不是一个必要条件。它给出了整个实轴上,即全局性的正则性测量。我们无法从函数的傅立叶变换中得到关于函数在某个特殊点上的局部正则性到底如何。这是因为傅立叶变换并不反映时域上的局部信息,因此傅立叶变换无法测量一个函数的局部正规性。

我们知道小波变换具有变焦距性质,具有较好时频局域性,可以对信号提供多分辨率上的分析,因此应该可以通过小波变换来计算信号局部的L. E.。

3.2.2 信号小波变换的局部极值与奇异性检测

1、Lipschitz指数与小波变换的局部极大值

由小波变换的原理可知,变换后的幅值可以反映信号的局部性质。若小波

$\psi(t)$ 具有紧支集时, 即存在 $k > 0$, 当 $|t| > k$ 时, $\psi(t) = 0$, 由连续小波变换的定义

$$CWT_x(a, b) = \frac{1}{\sqrt{|a|}} \int_{-\infty}^{\infty} x(t) \psi^*\left(\frac{t-b}{a}\right) dt, a \neq 0 \quad (3-3)$$

可知, 当 $\left|\frac{t-b}{a}\right| > k$ 时, $\psi\left(\frac{t-b}{a}\right) = 0$, 因而 $CWT_x(a, b)$ 在区间 $(t-ak, t+ak)$ 以外为

0, 即 $CWT_x(a, b) = \frac{1}{\sqrt{|a|}} \int_{t-ak}^{t+ak} x(t) \psi^*\left(\frac{t-b}{a}\right) dt$, 因此在 $a \rightarrow 0$ 时, 小波变换就有可能

刻画信号在 t 点的局部正则性。

由奇异性与导数的关系可知, 为了度量信号的局部奇异性, 所使用的小波在频域具有窄的支集条件并不那么重要, 而是小波的消失距非常重要, 如果小波具有 n 阶消失距, 那么相应的小波变换相当于 n 阶多尺度微分算子, 可揭示 $x(t)$ 的可导性与其小波变换之间的关系。

定义3.2

对于所有的正整数 $k < n$, 小波 $\psi(t)$ 满足

$$\int_{-\infty}^{\infty} t^k \psi(t) dt = 0 \quad (3-4)$$

称小波 $\psi(t)$ 具有 n 阶消失矩。

确定点态 L. E. 与小波变换的关系主要 Jaffard[34] 等人工作。下面定理给出了用函数 $x(t)$ 的小波变换度量在 t_0 处 Lipschitz 正则性的方法。

定理3.1

设 $x(t) \in L^2(R)$, 若对 $\forall \varepsilon, t \in [t_0 - \varepsilon, t_0 + \varepsilon]$, 且有小波 $\psi(t)$ 连续可微, 并具有 n 阶消失矩, 存在常数 K , 使得

$$|CWT_x(a, t_0)| \leq K a^\alpha \quad (3-5)$$

则 $x(t)$ 在 t_0 处的 L. E. 为 α 。

对式 (3-5) 两边取对数有

$$\log |CWT_x(a, t_0)| \leq \log K + \alpha \log a \quad (3-6)$$

当尺度 $a = 2^j$, 时, 上式变为

$$\log_2 |CWT_x(a, t_0)| \leq \log_2 A + j\alpha \quad (3-7)$$

式(3-5)中 $j\alpha$ 这一项把小波变换的尺度 j 与 L. E. 联系起来, 并给出小波变换的对数值随尺度 j 的变化规律。当 $\alpha > 0$ 时, 小波变换的极大值将随尺度的增大而增大; 当 $\alpha < 0$ 时则随尺度的增大而减小 (如图3-2所示)。

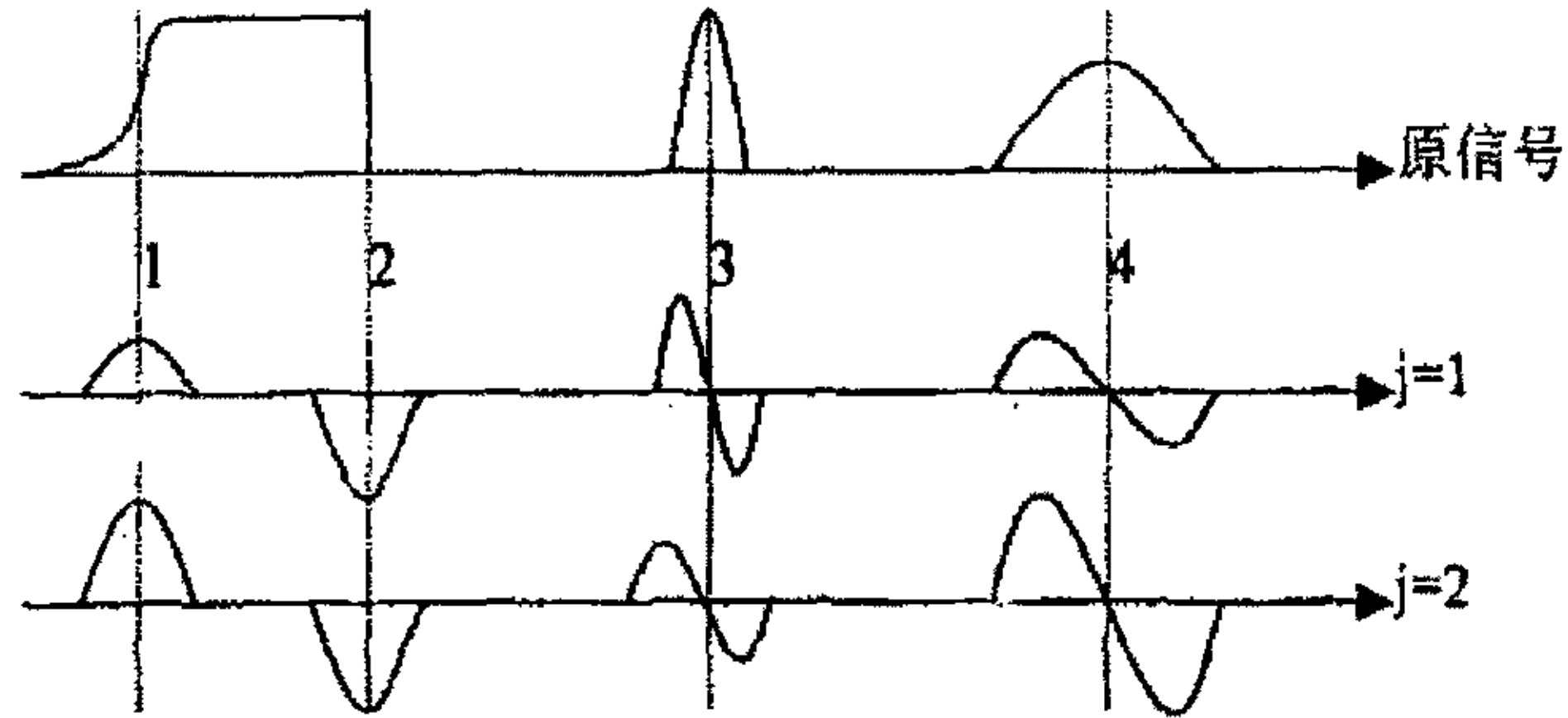


图3-2 信号的L. E. 与其小波变换在不同尺度变化的关系

1、4点的 $\alpha > 0$, 所以其小波变换随尺度增加而增大; 2点 $\alpha = 0$ 所以其小波变换不随尺度变化, 3点 $\alpha < 0$, 所以其小波变换随尺度增加而减小。

定理3.1表明了小波变换是一个函数的局部正则性较好的估计。但是对于数字信号处理而言, 直接应用该定理计算L. E. 检测奇异点和是有困难的。因为定理意味着需要对 $|CWT_x(a, b)|$ 在 t_0 附近的整个二维的 (a, b) 的衰减进行计算, 这样的计算量无疑太大, 而且是难以完成的。实际上在时间—尺度平面 (a, b) 直接测量该衰减性是没有必要的, 可由其局部极值来间接确定。

下面我们来看看这些模的局部极值与L. E. 和信号奇异性的联系究竟是如何的。假设所研究的小波函数 $\psi(t)$ 和信号函数 $x(t)$ 都是实的, 我们给出如下定义:

定义3.2

对于 $\forall \varepsilon, t \in [t_0 - \varepsilon, t_0 + \varepsilon]$, 有 $|CWT_x(a, t)| \leq |CWT_x(a, t_0)|$, 称 t_0 为小波变换在尺度 a 下的模极值点。

定义3.3

如果 t_0 满足以下两个条件: 1) 在 t_0 的左边或右边有

$|CWT_x(a, t)| < |CWT_x(a, t_0)|$; 2) 在另一边也有 $|CWT_x(a, t)| < |CWT_x(a, t_0)|$, 称 t_0 为小波变换在尺度 a 下的模极大值点。

定义3.4

我们称一条连接尺度空间上都为模极大值的线为极大值线。

以下的定理表明如果在一些尺度上函数的小波变换在一些区间上没有模极大值点, 则该函数在该区间上具有一致L. E. 的。

定理3.2

函数 $\psi(t)$ 为一有紧支撑集, 有 n 阶消失矩的小波, 如果存在一个尺度 a_0 , 对于所有的 $a < a_0$ 的尺度及 $t \in (t_1, t_2)$, $|CWT_x(a, t)|$ 没有局部极大值点, 则对于任意的 $\varepsilon > 0$, $x(t)$ 在区间 $t \in (t_1 - \varepsilon, t_2 + \varepsilon)$ 上具有一致 L. E. 的。

如果 $\psi(t)$ 更进一步是一个平滑算子的 n 阶导数的话, 则 $x(t)$ 在上述条件下在区间 $t \in (t_1 - \varepsilon, t_2 + \varepsilon)$ 上具有一致的 L. E. n 。

定理3.2表明如果一个函数的小波变换在一个区间内在某些尺度范围内是没有极大值的, 则函数是非奇异的。其结果是可以计算适当尺度的小波变换模极大值来检测信号的奇异性。而且, 小波变换在各尺度下系数的模的极大值对应于信号突变点的位置。从理论上讲, 尺度越小, 平滑区域小, 小波系数模极大值点与突变点的位置的对应就越准确。但是, 小尺度下小波系数受噪声的影响非常大, 产生许多伪极值点, 往往只凭一个尺度不能定位突变点的位置。相反, 在大尺度下, 对噪声进行了一定的平滑, 极值点相对稳定, 但由于平滑作用使其定位又产生了偏差。同时, 只有在适当尺度下各突变点引起的小波变换才能避免交迭干扰。因此, 在用小波变换模极大值法判断信号突变点时, 需要把多尺度结合起来综合观察。

2、小波变换的局部极值与奇异性检测

信号 $x(t)$ 的小波变换可以写成卷积形式:

$$CWT_x(a, b) = x(t) * \psi_{a,b}(t) \quad (3-8)$$

就是可以把小波变换看成是信号 $x(t)$ 通过冲激响应为 $\psi_{a,b}(t)$ 的系统后的输出。由此我们讨论小波变换模极大值(或过零)点同信号突变点之间的关系。

设 $\theta(t)$ 是某一起平滑作用的低通函数, 满足

$$\int_{-\infty}^{\infty} \theta(t) dt = 1, \lim_{|t| \rightarrow \infty} \theta(t) = 0 \quad (3-9)$$

对于 $x(t) \in L^2(R)$, 尺度 a 上的奇异点或边沿定义为经过 $\theta(t)$ 平滑后局部尖锐变化处。让我们下面看一下如何通过小波变换来检测这些奇异点的:

假设 $\theta(t)$ 二次可导的, 定义

$$\psi^{(1)}(t) = \frac{d\theta(t)}{dt}, \psi^{(2)}(t) = \frac{d^2\theta(t)}{dt^2} \quad (3-10)$$

可知它们满足小波函数允许性条件

$$\int_{-\infty}^{\infty} \psi^{(1)}(t) dt = 0, \int_{-\infty}^{\infty} \psi^{(2)}(t) dt = 0 \quad (3-11)$$

可作为小波基函数。以 $\psi^{(1)}$ 、 $\psi^{(2)}$ 为小波基函数，信号 $x(t)$ 在尺度为 a ，位置为 t 处的卷积型小波变换定义为

$$CWT_x^{(1)}(a, t) = x(t) * \psi_a^{(1)}(t) = \frac{d}{dt}(x(t) * \theta(t)) = a \frac{dy(t)}{dt} \quad (3-12)$$

$$CWT_x^{(2)}(a, t) = x(t) * \psi_a^{(2)}(t) = \frac{d^2}{dt^2}(x(t) * \theta(t)) = a^2 \frac{d^2 y(t)}{dt^2} \quad (3-13)$$

可见 $CWT_x^{(1)}(a, t)$ 和 $CWT_x^{(2)}(a, t)$ 是函数 $x(t)$ 经过 $\theta(t)$ 平滑后的 $y(t)$ 一阶、二阶导数的比例放大。

对于一个固定的尺度 a 来说，如果选用 $\psi^{(1)}$ 作为小波基，此时小波变换的零

点是 $\frac{dy(t)}{dt} = 0$ 的点，也就是 $x(t)$ 的极值点；小波变换的极值点是 $\frac{d^2 y(t)}{dt^2} = 0$ 的点，

也就是 $x(t)$ 的拐点；如果选用 $\psi^{(2)}$ 作为小波基，此时小波变换的零点是 $\frac{d^2 y(t)}{dt^2} = 0$

的点，也就是 $x(t)$ 的拐点；小波变换的极值点是 $\frac{dy(t)}{dt} = 0$ 的点，也就是 $x(t)$ 的极值点；

如图 3-3 所示，ECG 信号中奇异点—R 波的位置可由一次微分小波小波变换的过零点反映的，或是由二次微分小波小波变换的极值点反映的。因此，由于小波母函数性质的不同，检测 R 波峰值点的策略也不同。

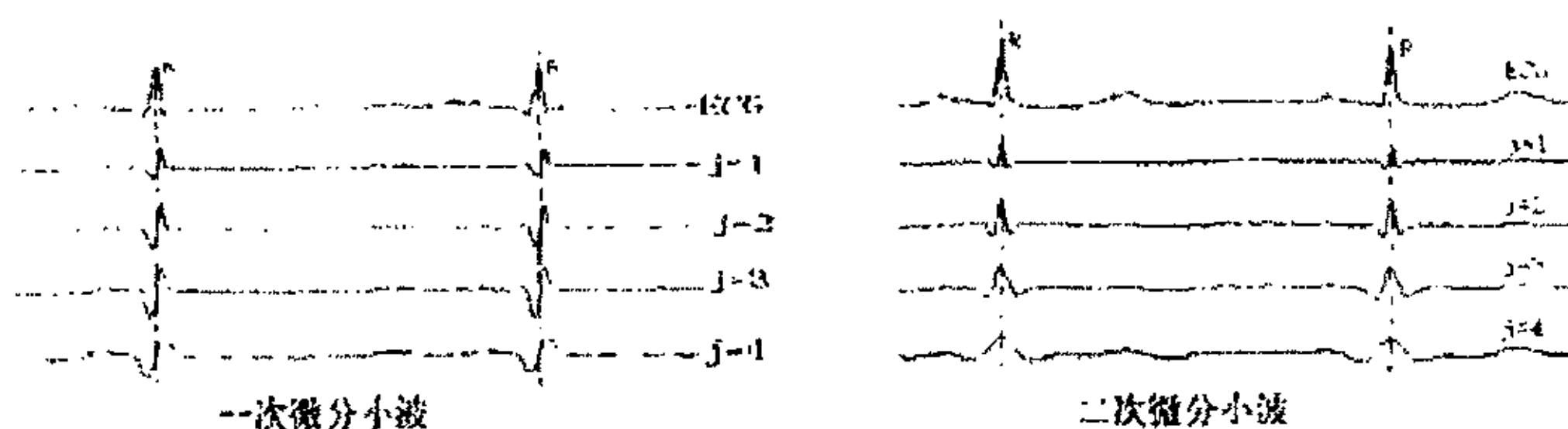


图 3-3 ECG 的一次微分小波和二次微分小波变换与 R 波的对应关系

3、小波基函数的选择

到目前为止，人们已经构造了各种各样的小波基函数。小波基的选择具有很大的灵活性，只要满足允许条件即可，应用学科各个领域可根据所讨论问题的自身特点选取基小波。从这方面来看，小波变换比经典的傅立叶变换具有更广泛的适应性。小波基的选择对于信号的分析 and 识别至关重要，但处理具体信号时，如何选择一个最优的小波基则是比较困难的问题。这必须在具体的问题中，根据所分析信号的具体特征来选择小波基，使得小波变换能更方便的刻画信号的特征。

小波检测信号奇异性的效果已知与小波消失矩有关。如果小波有 n 阶消失矩, 利用小波变换的模极大值, 可以检测信号直到 $n-1$ 阶导数的奇异点。但对于连续小波变换来讲, 随着消失矩阶数的增加, 模极大值线的个数呈线性增加, 而过多的模极大值线会引起奇异点的混淆。所以, 不宜采用具有太高消失矩的小波函数进行奇异性检测。所选择小波函数消失矩的阶数应与所检测奇异点 L. E. 的大小有关, 待检信号奇异点 L. E. 的上限为 n 时, 则采用的小波函数应至少具有 n 阶消失矩。模极大值线是在函数的连续小波变换下求得的, 当尺度作二进离散后, 将不存在模极大值线。此时计算奇异点的 L. E. 需要确定极值在相邻尺度上的传播关系, 即如果模极大值点在相邻尺度的相应位置附近也存在极值, 而且符号相同, 就认为它们处在同一条极大值线上。

这样综合起来, 选择小波基函数的原则就是在满足能够检测到最大 L. E. 值的前提下, 选择具有最少消失矩的小波基函数。

3.3 基于小波变换的 R 波的检测方法

3.3.1 基于一次微分小波的 R 波检测方法

随着小波分析理论的日益成熟, 近年来国内外不少学者把小波变换用于心电图特征点标定的研究。其中以李翠薇等[5]和 Sahambi 等[6]的研究工作最具代表性。他们分别二次样条函数和高斯函数一次导数为小波基函数, 用 Mallat 快速算法计算小波变换, 并且提出了提高检测率的若干附加策略。王文超等[35]从后续处理考虑设计双正交具有一次微分性质的小波滤波器检测 R 波位置。这些研究者们应用的小波基函数均属于低通函数的一次导函数, 即一次微分小波, 检测算法的核心策略是在某一尺度或某几个尺度内搜索小波变换模的正负极大值对之间的过零点。

文献[5]在用二阶样条小波对心电信号按 Mallat 算法进行二进制离散小波快速变换后, 通过实验分析 ECG 信号功率谱密度的特点, 发现了小波变换的尺度和特征信号频率间的关系, 即 R 波的能量主要集中在 2^3 尺度上, 运动伪迹、基线漂移等能量大都集中在大于 2^5 的尺度上, 因此取 2^1 到 2^4 尺度上的小波变换结果来进行检测分析。

进一步根据小波变换理论, ECG 信号的具有奇异性的 R 峰对应于其一次微分小波变换的一对正负模极大值对间的过零点。具体算法是一定尺度小波变换模的极大值大于一定阈值时, 判定为 R 波, 然后通过检测过零点确定具体的 R 波位置。

文献[5]还提出用相邻两个尺度的信号小波变换值之差来估算 Lipschitz 指数, 即利用公式(3-7)可得

$$\alpha \approx \log_2 |DWT_x(2^{j+1}, t)| - \log_2 |DWT_x(2^j, t)| \quad (3-14)$$

则相应 2^j 尺度上的极值点 M_k^j ($k=1, 2, 3 \dots N$) 的 L. E. 为

$$\alpha_k^j \approx \log_2 |M_k^{j+1}| - \log_2 |M_k^j| \quad (3-15)$$

根据前面的分析, 在 R 峰对应的前 4 个尺度上的小波变换值总体上应是递增的, 计算得到 $\alpha > 0$; 而高频噪声往往表现为递减的或不规则的情况, 通常 $\alpha < 0$, 可以此作为去除孤立极点的准则。由各尺度上对应的极值计算出 L. E., 然后根

据 R 和噪声对应 L. E. 的不同特点剔除噪声产生的极值点。

但实际验证中发现这种检测 R 波的方法有不足的地方，即很难将各尺度上的极值点彼此对应。原因是二进制的尺度离散造成尺度之间的间隔过宽，造成计算不够精确。

下边简述基于一阶微分小波检测 R 波的一般步骤：

1. 用 Mallat 算法计算得到 ECG 信号 $x(n)$ 尺度变换系数 $x'(n)$ 和小波变换系数 $d^j(n), j=1,2,3,4$ ；

2. 使用开始的部分数据确定各尺度模极大值 R_{th}^j ，并设初始阈值 $\epsilon_{th}^j = 0.3 * R_{th}^j$ ，首先检测出 2^4 尺度上的极值点；

3. 检测出 2^1 、 2^2 、 2^3 尺度上与 2^4 尺度已检测出的极值点对应的极值点，并将对应的极值点标为极值线；

4. 保留属于极值对的极值线，剔除单极值线；

5. 根据极值线上对应极值点，计算 L. E.；

6. 剔除 L. E. 为负的噪声所对应的极值线；

7. 剩下极值对的过零点即为 R 峰点。

在检测中为了提高检测的准确率还使用了以下附加策略：

L. 可变阈值

由于要处理的信号时间跨度大，数据量大，而且心电图 R 波的幅度随生理或检测情况的变化常有较大的改变，因此对阈值数据采用如下公式更新：

$$\epsilon_{th}^j = 0.3 * R_{th}^j \quad (3-16)$$

$$R_{th}^j = \begin{cases} R_{th}^j, & \text{if } d^j(n) > 2 * R_{th}^j \\ 0.75R_{th}^j + 0.25d^j(n), & \text{else} \end{cases} \quad (3-17)$$

2. 不应期

由于心肌细胞除极化复极化需要一个过程，存在一个绝对不应期。因此一般人的心率小于 300 次每分钟，也就是说一次 R 波产生后，其后一定时间间隔内不会产生另一个 R 波。当检测到两个模极大值小于平均心动周期 T 的 1/3 时，计算它们和后一个模极大值之间时间差。若其中有一个时间差在 $[0.9T, 1.2T]$ 范围内，则在排除与平均心动周期差距较大的那个模极大值，这样可以避免许多因干扰造成的误检。

3. 补偿

有时由于心率失常，R 波幅度、频率突然变得很小，R 峰点所对应的极值点或斜率达不到阈值，导致漏检。为解决这个问题，可计算前十个 R-R 期的平均值为近期平均心动周期 T，若本段内所检测到的 R 峰间隔大于 $1.7T$ ，则在该两个 R 峰点间降低幅度阈值到原有的一半再进行搜索，采用该方法可以减少很多漏检。

4. L. E. 判据修正

检验极值线 $\{d^j(n), j=1,2,3,4\}$ ，若不同时满足 $d^1(n) < d^2(n)$ 、 $d^1(n) < d^3(n)$ 、

$d^1(n) < d^4(n)$, 则认为此 R 峰是由干扰产生的伪迹。

文献[5]将以上算法用以检测 MIT/HIB 标准心电信号, 取得了综合准确率达 99.8% 的理想结果。但计算量较大, 并且存在定位精度较低的缺点。

3.3.2 基于二次微分小波的 R 波检测方法

基于一次微分小波的 R 波检测方法虽然已经具有了很高的准确率, 但是具有下面这些局限性:

1. 过零点位置易受干扰影响, 定位精度的稳定性难以保证。
2. 由于 R 峰位置在算法中是借助于一对相邻的模极值点的位置及两者间的斜率间接确定, 其计算过程较繁琐。
3. 在伪迹去除时, 需要进行时移修正。

余辉等[15]提出了基于二次微分小波的 R 波检测方法, 使用的是 Marr 小波 (又称墨西哥草帽小波), 其小波基函数为

$$\psi(t) = (1-t^2)\exp(-t^2/2) \quad (3-18)$$

可以看出它是高斯函数的二次导数, 形状如图 3-4 所示

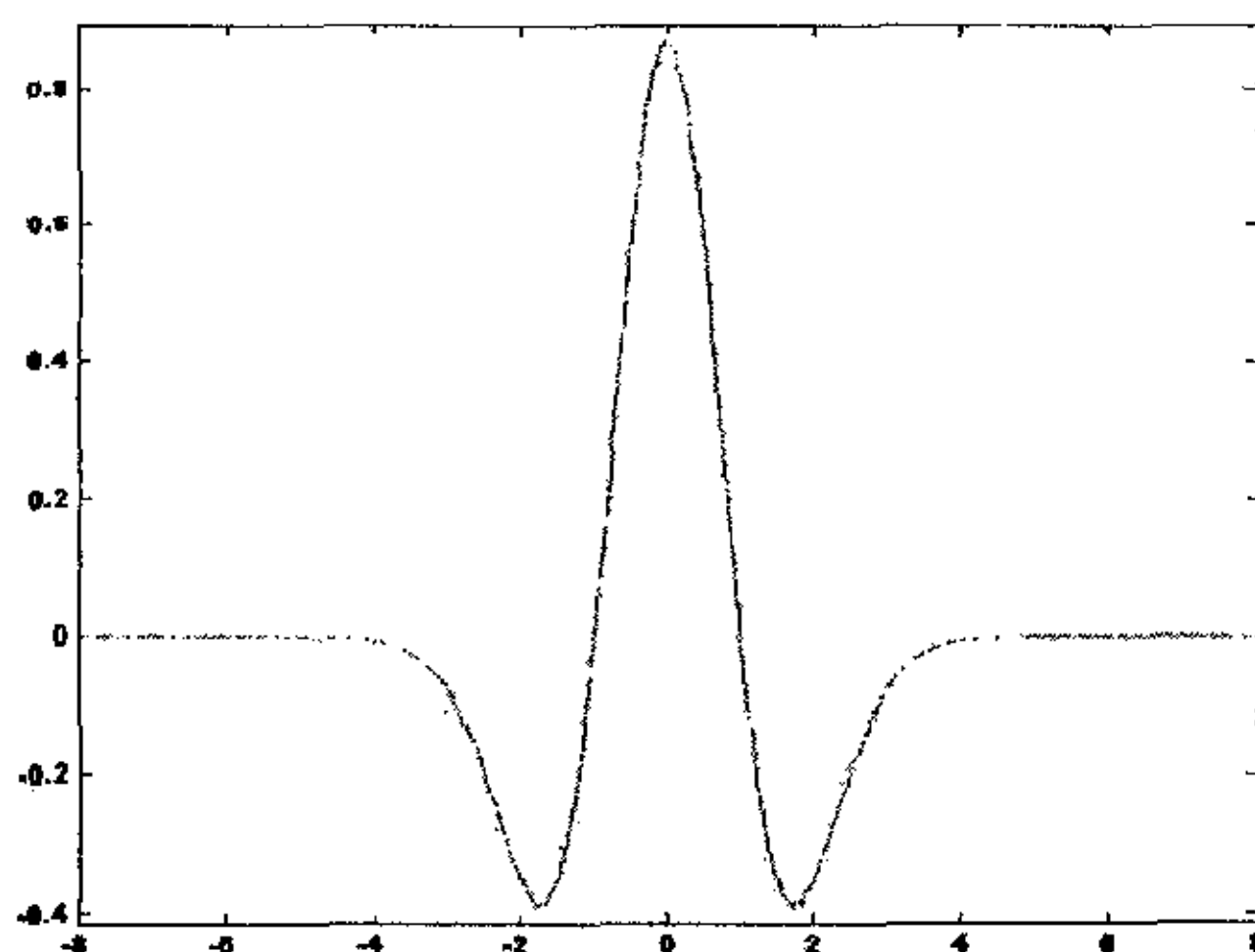


图 3-4 Marr 小波基函数

这种基于二次微分小波的 R 波检测方法最大的特点在于克服了一次微分小波极值对的过零点对 R 波定位所造成的误差。由于二次微分小波变换后的局部极大值点就对应 ECG 信号的 R 峰位置, 所以在定位方面既方便又准确。下边是典型的二次微分小波检测 R 波的步骤:

1. 装入数字 ECG 信号 $x(n)$;

2. 用 Mallat 算法计算得到尺度变换系数 $x^j(n)$ 和小波变换系数 $d^j(n), j=1,2,3,4$;

3. 选取波形较干净一段信号确定各尺度模极大值的初始值 R_{th}^j ;

4. 在 2^4 尺度上用阈值 $\varepsilon_{th}^j = 0.3 * R_{th}^j$ 检测 $d^j(n)$ 的一系列模极大值;
5. 在 2^4 尺度模极大值所对应的 10ms 时间范围内, 检测出在 2^1 、 2^2 、 2^3 尺度上的一系列模极大值点 $d^j(n), j=1,2,3$, 得到向量 $D(n) = \{d^j(n), j=1,2,3,4\}$
6. 用不应期判据和 L. E. 判据修正 $D(n)$, 去除部分伪 R 峰点;
7. 模极大值位置间隔若大于 1.7 倍 R-R 平均间期, 在此时间段内阈值减半搜索 R 峰点;
8. 最后在 $D(n)$ 的对应的 10ms 时间范围内, 检测原信号的极值修正 R 峰位置;

可见主要步骤和基于一次微分小波的检测方法基本一致, 除了定位策略不同外, 都采用可变阈值、不应期判据、补偿策略和 L. E. 判据修正等附加策略以保证所检测到的极值是真正的 R 峰。

文献[15]使用 MIT/HIB 标准心电信号验证以上算法, 取得了综合准确率也获得 99.8%左右的理想结果。

3.4 小波检测 R 波算法的发展方向

小波变换以其优良的多尺度分析能力, 在心电信号分析中得到了成功应用, 特别使得 R 波的检测准确率得到了飞跃性的提高。目前基于小波变换的新的 R 波检测及 ECG 分析算法曾出不穷, 主要有以下发展方向:

1. 与自适应率波和神经网络技术结合, 以 ECG 信号的小波变换作为输入信号, 使用自适应滤波法、用匹配滤波器理论和神经网络算法来检测 R 波[36][37]。这些方法有助于更好的消除基线漂移和肌电干扰, 对于强干扰信号的检测取得了更好的效果, 但是计算量较大, 不适合作为实时检测算法;
2. 简化小波快速变换算法, 并利用小波多尺度间噪声抑制关系进一步消除噪声干扰, 以达到实时检测的目的[16]。

总之, 基于小波变换的 R 波检测算法正逐渐成为研究和应用的主流。

3.5 小结

本章讨论了小波变换检测信号奇异性的原理, 即可用信号小波变换的模极大值与 L. E. 对应的关系来确定信号奇异点的位置, 并介绍了使用一次微分小波和二次微分小波检测 R 峰的原理, 给出了算法流程。最后, 介绍了基于小波变换的 R 波检测算法的发展方向。

第四章 基于经验模式分解（EMD）的 R 波检测方法

4.1 EMD方法检测信号奇异性的原理

4.1.1 深入理解EMD方法

1、瞬时频率

基于EMD的时频分析方法的最大特色是通过信号的EMD分解,使非平稳信号平稳化,从而使瞬时频率有意义,进而导出有意义的希尔伯特时频谱。因此,瞬时频率概念对于EMD方法至关重要,理解是EMD方法的重要出发点。

在信号处理研究上,信号的瞬时能量和瞬时包络的概念已被人们接受,成为分析的主要指标。但对于瞬时频率的概念却一直难以取得一致意见。接受瞬时频率较感念的困难在于傅氏谱分析的深刻影响和瞬时频率定义方法不唯一。Shekel. 等人认为不存在瞬时频率, Cohen L. 等人接受瞬时频率但认为仅仅存在于特别的“单组份”信号中[38]。

在传统的谱分析中,频率是通过整个数据序列恒幅值的正弦或余弦函数的频率来定义的。作为这种定义的推广,瞬时频率的定义不得不和正弦或余弦函数联系起来。这样,至少需要一个周期的正弦或余弦波形来定义一个局部频率,少于一个正弦或余弦波形的频率是无意义的或不可定义的。根据这样的定义方法,无法定义频率随时间变化的非平稳信号的瞬时频率。

而函数的Hilbert变换似乎有助于改变这种状况。对于一个时间信号函数 $x(t)$,能得到它的希尔伯特变换

$$\hat{x}(t) = \frac{1}{\pi} \int_{-\infty}^{\infty} \frac{x(\tau)}{t - \tau} d\tau \quad (4-1)$$

根据这个定义, $x(t)$ 和 $\hat{x}(t)$ 可组成一个解析信号 $z(t)$

$$z(t) = x(t) + i\hat{x}(t) = A(t)e^{i\theta(t)} \quad (4-2)$$

其中

$$A(t) = \sqrt{[x(t)]^2 + [\hat{x}(t)]^2} \quad (4-3)$$

$$\theta(t) = \arg \tan \left[\frac{\hat{x}(t)}{x(t)} \right] \quad (4-4)$$

$A(t)$ 为信号 $z(t)$ 的幅值, $\theta(t)$ 为信号 $z(t)$ 的相位。

理论上,有无数多种方法可定义解析信号的虚部,但是通过希尔伯特变换使信号虚部的定义方法唯一。从式(4-1)可看出,希尔伯特变换是信号 $x(t)$ 和时间 t 的倒数 $\frac{1}{t}$ 的卷积,因此,希尔伯特变换强调了信号 $x(t)$ 的局部特性。式(4-2)极坐标形式更好地表示了 $x(t)$ 的局部特性,即它表示幅值和相位随时间变化的三角函数对 $x(t)$ 的最佳局部拟合。使用希尔伯特变换,把瞬时频率定义为

$$\omega = \frac{d\theta(t)}{dt} \quad (4-5)$$

式(4-5)中定义的瞬时频率是时间 t 的单值函数,在任何时间,应该只有唯一的瞬时频率。希尔伯特变换虽然使瞬时频率的定义唯一,但Long等人[39]等人证明的简单的希尔伯特变换不能完全表征一般数据的频率特性。这促使Cohen在1995年提出了“单组份函数”的概念[38],即式(4-5)只能表示一个“单组份函数”的频率。但是,他没有给初一个明确的定义来描述“单组份”信号,因此也无法判断一个信号或函数是否是“单组份”的。由于缺乏“单组份”信号的定义,为了使瞬时频率有意义,只好采用信号频率“窄带”的要求来约束信号数据。

对于信号的“带宽”有两种定义。第一种是基于信号波形的概率特性的,其中假设信号具有稳态高斯特性。这样,“带宽”能定义成信号频谱矩的函数。首先,要定义单位时间信号过零点和极值点的数目。单位时间的信号过零点数目可表达为

$$N_0 = \frac{1}{\pi} \left(\frac{m_2}{m_0} \right)^{1/2} \quad (4-6)$$

单位时间的极值数目可表达为

$$N_1 = \frac{1}{\pi} \left(\frac{m_4}{m_2} \right)^{1/2} \quad (4-7)$$

其中, m_i 是频谱的第 i 阶矩。则“带宽参数”可定义为

$$N_1^2 - N_0^2 = \frac{1}{\pi^2} \frac{m_4 m_0 - m_2^2}{m_2 m_0} = \frac{1}{\pi^2} \nu^2 \quad (4-8)$$

式(4-8)给出了带宽公式。对一个 $\nu = 0$ 的窄带信号,极值的数目和过零点的数目是相等的。

第二种是较通用的定义,也是建立在频谱矩的基础上,但采用了另一种形式。

取一个复数信号函数 $z(t)$ 的极坐标形式

$$z(t) = x(t) + ix(t) = A(t)e^{i\theta(t)} \quad (4-9)$$

其中, $A(t)$ 和 $\theta(t)$ 都是时间 t 的函数。若此复函数有频谱 $S(\omega)$, 那么, 平均频率可表达为

$$\bar{\omega} = \int \omega |S(\omega)|^2 d\omega \quad (4-10)$$

也可表示为另外一种形式

$$\begin{aligned} \bar{\omega} &= \int z^*(t) \frac{1}{i} \frac{dt}{dt} z(t) dt \\ &= \int \left(\theta(t) - \frac{\dot{A}(t)}{A(t)} \right) A^2(t) dt \\ &= \int \dot{\theta}(t) A^2(t) dt \end{aligned} \quad (4-11)$$

其中, $z^*(t)$ 为 $z(t)$ 的共轭。根据式(4-11), Cohen建议把 $\dot{\theta}(t)$ 定义为瞬时频率。

根据这些概念, 带宽参数 ν 可定义为

$$\nu = \frac{(\omega - \bar{\omega})^2}{\bar{\omega}^2} = \frac{1}{\bar{\omega}^2} \left[\int \dot{A}^2(t) dt - \int (\dot{\theta}(t) - \bar{\omega})^2 A^2(t) dt \right] \quad (4-12)$$

对于一个窄带信号来说, 式(4-8)的值必须很小。

从(4-11)式和(4-12)式可看出, 它们都是通过全局来定义“带宽”的, 同时, 都有过多的约束条件, 并缺乏精确性。因此, 通过对信号进行带宽的约束再做希尔伯特变换来得到一个有意义的瞬时频率仍然没有实现。。

为了得到有意义的瞬时频率, Gabor (1946), Bedrosian (1963), Boashash (1992)对数据提出了另外的约束条件, 即对于任何有意义的瞬时频率函数, 它的傅氏变换的实部必须是正频率。Titchmarsh (1948)已在数学上证明这个约束条件, 但是这个约束条件是全局的。对于实际应用中的信号数据分析来说, 必须把这个约束条件转换成直观的可实现的方法, 也就是必须把全局的约束转化为局部的约束。

下面举一个简单的例子来说明这些约束条件。对于最简单的正弦信号函数

$$x(t) = \sin(t) \quad (4-13)$$

它的希尔伯特变换是余弦函数 $\cos(t)$ 。此时它在图4-1(a)中的相位图上是一个单位圆(圆心位于a点); 在图4-1(b)中的相位函数是一条直线; 在图4-1(c)中的瞬时频率正是所要求的常数值。当给信号函数加个均值 α 时, $x(t)$ 则成为

$$x'(t) = \sin(t) + \alpha \quad (4-14)$$

此时, $x'(t)$ 的相位图与 α 无关, 仍是一个单位圆, 但是圆的中心偏移了 α 值的大小。如图4-1中b, c所示, 当 $\alpha < 1$ 时, 圆心在圆内b处, 在这种条件下它的傅氏变换频谱有一个稳定不变的常数项, 它的平均过零点频率还是和 $\alpha = 0$ 条件下一样, 但是相位函数和瞬时频率完全不同; 当 $\alpha > 1$ 时, 圆心在圆外, 函数无过零点, 不再满足约束条件, 相位函数和瞬时频率都为负值, 这是没有物理意义的。

这个简单的例子说明, 即使是一个简单的信号, 如正弦信号, 瞬时频率有意义的条件也要求函数是对称的, 并且局部均值为0。

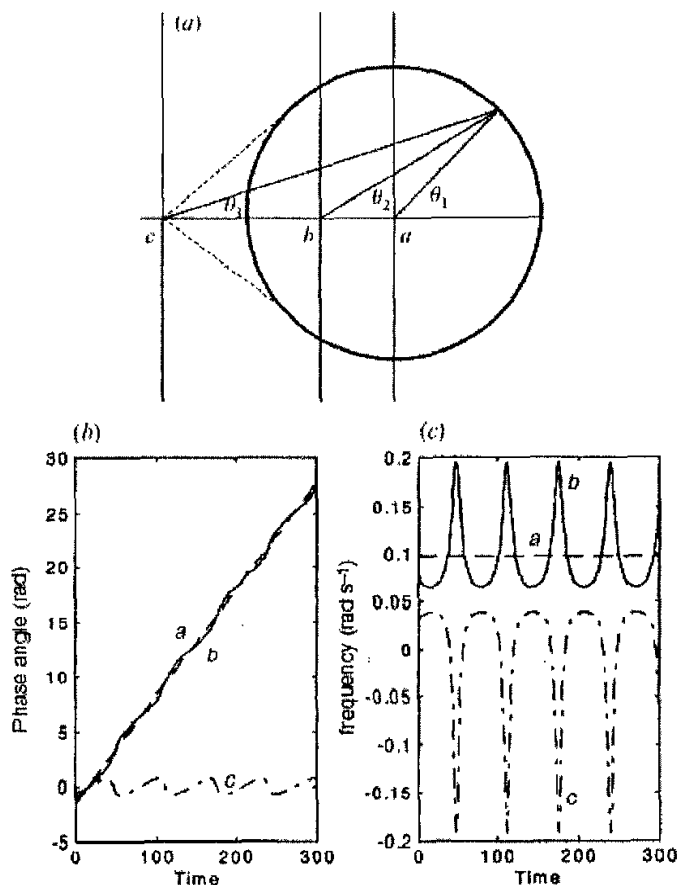


图4-1 函数 $x(t) = \sin(t)$ 的瞬时频率与约束条件

- (a) 函数(4-14)的相平面, 其中 a 是 $\alpha = 1$ 时、 b 是 $\alpha < 1$ 时、 c 是 $\alpha > 1$ 时;
 (b) 所分析函数的相位函数值;
 (c) 按(4-5)式的瞬时频率图。

对于普通的信号数据, 那些“骑”在其他波形上的局部骑波可等价于上例 $\alpha > 1$ 的条件的情形; 那些非对称的局部波形可等价于上例 $\alpha < 1$ 的情形。上述瞬时频率有意义的条件或对信号数据的约束, 就启示着把信号分解为瞬时频率有意义的各个组份一种方法, 即为下边要讨论的经验模态分解方法。受上面的例子启发, Norden E. Huang[22]定义了一类函数, 叫做内在本征模函数, 基于这类函数的局部特性, 使得这类函数的任何一点瞬时频率都有意义。经验模态分解的最大贡献是使信号符合Cohen L. 所说的“单组份”要求, 进而使式(4-5)定义的瞬时频率有意义。下面就给出本征模函数更为全面的定义。

2、本征模函数 (IMF)

根据前面对瞬时频率概念的讨论, 分析得到了使信号函数瞬时频率有意义的必要条件是:

- 1) 信号函数是对称的;

- 2) 相应的局部均值为零;
- 3) 并且过零点和极值点的数目相等。

在这些条件的基础上, Norden E. Huang[22]等人提出了本征模函数 (Intrinsic Mode Function, IMF) 的概念。给出一个IMF必须满足的两个条件:

- 1) 在整个数据长度, 极值和过零点的数目必须相等或至多相差一个;
- 2) 在任意数据点, 局部最大值的包络和局部最小值的包络的平均必须为0。

第一个条件是与传统稳态高斯信号的窄带要求类似; 第二个条件是一个新的思想, 它把以前的全局要求改进为局部要求。这个条件是必要的, 是为了防止由于波形的不对称所形成的瞬时频率的不必要的波动。在符合理想的本征模函数提条件情况下, 这个条件就是“数据的局部平均为零”。对于非平稳数据来说, 为了计算“局部平均值”, 就要和“局部时间尺度”的概念相关, 而这个概念是很难定义的。Norden E. Huang等人就用数据极大值包络和极小值包络的平均为零作为一个替代, 目的使信号的波形局部对称。这样就避免了定义“局部时间尺度”的概念。由于采用了这种替代近似, 求瞬时频率所用的方法不能保证在任何条件下都能得到较好的瞬时频率。但是, Norden E. Huang等人研究表明在一般情况下得到的瞬时频率符合所研究系统的物理意义。

本征模函数表征了数据的内在的波动模式。由本征模函数的定义可知, 过零点所定义使本征模函数的每一个波动周期, 只有一个波动模式, 没有其他复杂的骑波, 即处处只有唯一的瞬时频率。但一个本征模函数没有约束为一个窄带信号, 既可频率调制又可幅值调制, 还可能非稳态的。只有频率或幅值调制的信号也可成为本征模函数。一个典型的本征模函数如图4-2所示, 可看出过零点和极值点的数目相等, 极大值和极小值的包络关于零值对称, 或包络平均为零。

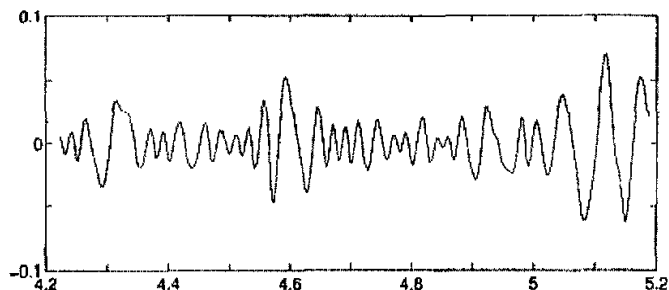


图4-2 一个典型的本征模函数

一个本征模函数经过希尔伯特变换后可表示成式

$$z(t) = c(t) + i\hat{c}(t) = A(t)e^{i\theta(t)} \quad (4-15)$$

若对其进行傅氏变换则有

$$S(\omega) = \int_{-\infty}^{\infty} A(t)e^{i\theta(t)}e^{-j\omega t} dt = \int_{-\infty}^{\infty} A(t)e^{i(\theta(t)-\omega t)} dt \quad (4-16)$$

根据稳态相位条件[36], 若频率满足下面的条件则对 $S(\omega)$ 贡献最大

$$\frac{d(\theta(t) - \omega t)}{dt} = 0 \quad (4-17)$$

这与式(4-5)是一致的。可见,这个瞬时频率的定义方法比用过零点定义或式()的定义要好,并且符合频率的经典定义。式(4-17)的频率定义是对局部波形的最佳正弦逼近,因此不需要一个全局的正弦或余弦函数来定义频率,可由该式可以对波形的每一点定义频率。从这种意义上说,即使一个单调函数也可看作一个波动函数的一部分。根据式(4-17)来定义瞬时频率,任何频率的变化都可称作频率调制。有两种类型的频率调制:波间调制和波内调制。第一种类型的调制是较熟悉的,比如在一个耗散系统中,波动的频率逐渐变化。其实,在耗散系统中、在波动的一个波内频率也是变化的,但是以前为了方便或没有一个精确的频率定义而没有强调这种变化,第二种类型的调制是就是这种较陌生的,但是一个普遍的现象。若在一个波动的波形内频率随时间变化,那么它的波形就不再是一个简单的正弦或余弦波形。因此,任何波动的波形不符合简单的正弦或余弦波形就有波内调制现象存在,而在过去这种现象被认为是谐波失真。

不考虑波内调制,就会在具体的信号分析中产生误差,影响信号分析的精度,有了基于经验模式分解(EMD)的时频分析方法就可以分析这种调制现象,较好地解决了这个问题。

3、经验模式分解(EMD)方法的基本原理

从前面的讨论可知内在本征模函数经过希尔伯特变换能使信号的瞬时频率有意义。但是,几乎所有要分析的信号数据都不是本征模函数,即在任意时间点上,数据可能包含多个波动模式,这就是由Long等人证明的简单的希尔伯特变换不能完全表征一般数据的频率特性的原因[39]。为了能把一般数据分解成本征模函数,Norden E. Huang等人提出了经验模式分解方法(Experimental Mode Decomposition, EMD)。由于EMD方法能实际上对非平稳的数据进行平稳化处理,并且与希尔伯特变换相结合获得时频谱图,所以这种方法能处理非稳态和非线性数据。与小波分解和以前的自适应时频分解等方法相比,这种方法是直观的、直接的、后验的和自适应的,因为分解的基函数由数据本身所分解得到。

这种分解方法是建立在以下的假设上:

- 1) 信号至少有两个极值点,一个极大值和一个极小值;
- 2) 特征时间尺度通过两个极值点之间的时间定义;
- 3) 若数据缺乏极值点但有变形点,则可通过数据微分一次或几次获得极值点,然后再通过积分来获得分解结果。

这种方法的本质是通过数据的局部特征时间尺度来获得本征波动模式,然后分解数据,因此是一种多尺度时频分析方法。有两种方法能直接区分不同尺度的波动模式:

- 1) 观察依次交替出现的极大、极小值点间的时间间隔;
- 2) 观察依次出现的过零点的时间间隔。

通常情况下,交织的局部极值点和过零点形成了复杂的数据:一个波动骑在另一个波动上,同时它们又骑在其他的波动上,依此类推,每个波动都定义了数据的一个特征尺度,这个特征尺度是内在的。用依次出现的极值点间的时间作为本征波动模式的时间尺度,这个方法对波动模式不但有更高的分辨率,而且能应用于非零均值的数据,即没有过零点的,全部数据点是正的或负的数据。为了把各种波动模式从数据中提取出来,需要使用一种系统的方法,经验模态分解方法(EMD)就是这样的一种方法。其过程可形象地称比喻成“筛”的过程,可描述如下:

1. 首先确定原始信号待处理时间段内数据集 $X(t)$ 的局部极大值集 X_{\max} 和极小值集 X_{\min} ;

2. 然后分别根据 X_{\max} 和 X_{\min} 作三次样条插值以确定 $X(t)$ 的上包络和下包络, 这样在 $X(t)$ 完全处于上下包络之间;

3. 根据上下包络, 求出 $X(t)$ 的局部均值 $m_{11}(t)$, 则去除该包络线所代表的低频成分后的数据序列, 即原始信号与局部极值的差值记为 $h_{11}(t) = X(t) - m_{11}(t)$;

4. 以 $h_{11}(t)$ 代替 $X(t)$ 重复以上三步, 直到 $h_{1,k-1}(t)$ 与 $h_{1,k}(t)$ 之间的方差小于下式给定的值,

$$SD = \sum_{t=0}^T \frac{|h_{1,k}(t) - h_{1,k-1}(t)|^2}{h_{1,k-1}^2(t)} \quad (4-18)$$

其中 SD 通常取 0.2-0.3, 即认为 $h_{1,k}(t)$ 是一个 IMF 分量, 则令 $c_1 = h_{1,k}(t)$,

$r_1 = X(t) - h_{1,k}(t)$, $X(t) = r_1$ 。 c_1 是信号中频率最高部分的分量;

5. 重复以上四步, 直到 r_n 或 c_n 比预定值小, 或剩余函数 $r_n(t)$ 变成单调函数时, 原始信号的 EMD 分解结束。最后得到

$$X(t) = \sum_{i=1}^n c_i + r_n. \quad (4-19)$$

这样, 获得了频率成分从高到低的 n 个 IMF 模式分量, 以及最后的残余信号。由于每一个 IMF 分量是代表一组特征尺度的数据序列, 因此整个过程实际上将原始数据序列分解为各种不同时间尺度特征波动的叠加。

由 EMD 方法得到的高频 IMF 分量, 一般含有高频噪声, 最低频率 IMF 分量通常情况下代表原始信号的趋势或均值。从这个意义上讲, EMD 分解方法可以有效地去除噪声或提取一个信号的趋势或去掉该信号的均值。通过大量的实验表明, EMD 方法是当前提取信号趋势或均值的最好方法, 当然这只是 EMD 方法的副产品。

4、EMD 方法的完备性和正交性

所谓信号分解方法的完备性, 就是把分解后的各个分量相加就能获得原信号的性质。从 EMD 分解的过程可以发现该方法的完备性, 通过把分解后的本征模函数组和残余量相加后与原信号数据的比较也证明了 EMD 方法是完备的。从 EMD 分解的过程看来, 分解后的各个本征模函数是正交的, 但一直未能从理论上进行严格地证明。本征模函数间的正交性可以通过后验的数字方法给出, 把式 (4-19) 写为:

$$X(t) = \sum_{i=1}^{n+1} c_i \quad (4-20)$$

该式把残余量 r_n 作为一个附加的组分 c_{n+1} ，对该式两边进行平方得

$$X^2(t) = \sum_{i=1}^{n+1} c_i^2 + 2 \sum_{i=1}^{n+1} c_i \sum_{j=1}^{n+1} c_j \quad (4-21)$$

若分解是正交的，则上式的右边交叉项必须为零。这样，对于信号 $X(t)$ 的正交性指标(Index of Orthogonality)可定义为

$$IO = \sum_{t=0}^T \left(\sum_{i=1}^{n+1} c_i \sum_{j=1}^{n+1} c_j / X^2(t) \right) \quad (4-22)$$

Norden E. Huang经过大量的数据实验验证指出，一般的数据正交性指标不超过1%，对于一些很短的数据序列，极限情况下可能达到5%。数据的正交性和EMD分解的方法好坏密切相关，实验证明EMD方法的正交性还是比较理想的。

5、信号基于EMD的Hilbert谱

进行EMD分解的主要目的是为了进一步对信号进行Hilbert变换，得到Hilbert谱。对于一个非平稳的数据信号来讲，直接进行Hilbert变换得到的结果在很大程度上失去了原有的物理意义，而由于经EMD分解得到的各IMF分量都是平稳的，基于这些IMF分量进行Hilbert变换后得到的结果能够反映真实的物理过程。由此得到的Hilbert能谱能够准确地反映出该物理过程中能量在各种尺度(或频率)及空间(或时间)上的分布规律。因此EMD方法为非平稳信号进行Hilbert变换奠定了基础。基于IMF分量的Hilbert谱是一个三维(时间—频率—局域振幅)谱形，通常可用三维图形或二维图像表示，这与小波变换谱的表示方法类似。

在对 $X(t)$ 的每一个IMF分量 c_i 作Hilbert变换之后，得到一个变换平

$$\hat{c}_i(t) = \frac{1}{\pi} \int_{-\infty}^{\infty} \frac{c_i(\tau)}{t - \tau} d\tau \quad (4-23)$$

根据这个定义， $c_i(t)$ 和 $\hat{c}_i(t)$ 可组成一个解析信号 $z_i(t)$

$$z_i(t) = c_i(t) + i\hat{c}_i(t) = A_i(t)e^{j\theta_i(t)} \quad (4-23)$$

其中

$$A_i(t) = \sqrt{[c_i(t)]^2 + [\hat{c}_i(t)]^2} \quad (4-24)$$

$$\theta_i(t) = \arg \tan \left[\frac{\hat{c}_i(t)}{c_i(t)} \right] \quad (4-25)$$

得到瞬时频率为

$$\omega_i = \frac{d\theta_i(t)}{dt} \quad (4-26)$$

这样信号 $x(t)$ 可以表示为

$$x(t) = \operatorname{Re} \left\{ \sum_{i=1}^n A_i(t) e^{j \int \theta_i(t) dt} \right\} \quad (4-27)$$

在实际应用中, Hilbert变换的计算是通过傅氏变换实现的, 其目的是为了 avoid 由 $t = \tau$ 时所产生的奇点。

与信号的Fourier频谱不同的是, 式(4-27)中的 $A_i(t)$ 和 $\theta_i(t)$ 不再是常数, 而是时间 t 的函数。因而Hilbert谱能够刻画一个数据序列在时间上的变化规律。如果将振幅平方, 那么也可以很容易地得到Hilbert能量谱, 将能量谱在时域内积分还可得到Hilbert边缘谱。Hilbert边缘谱与傅氏功率谱具有可比性, 大量的实际分析表明, 在通常情况下, Hilbert边缘谱比Fourier谱窄得多, 并且能够更为准确地反映能量随频率变化的关系。图4-3到4-6给出一个仿真实例说明EMD变换及其Hilbert变换与其它时频分析方法相比, 具有高分辨率的优势。

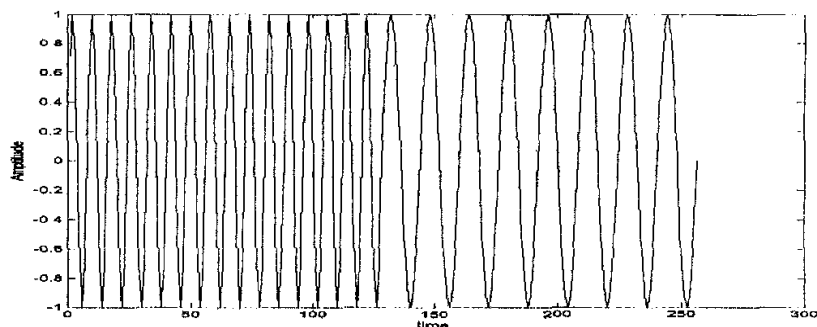


图4-3 一个频率改变的正弦波信号

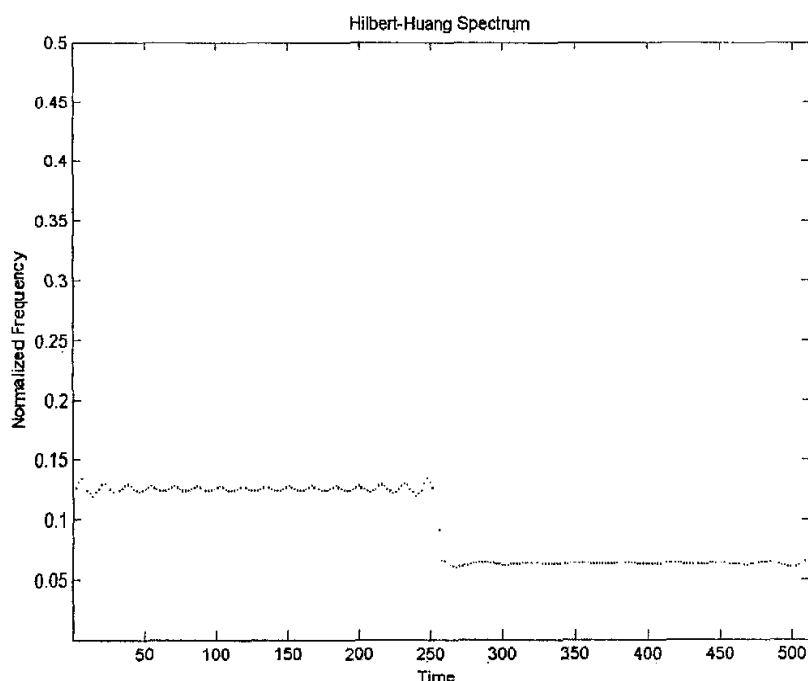


图4-4 图4-3信号的Hilbert-Huang时频谱

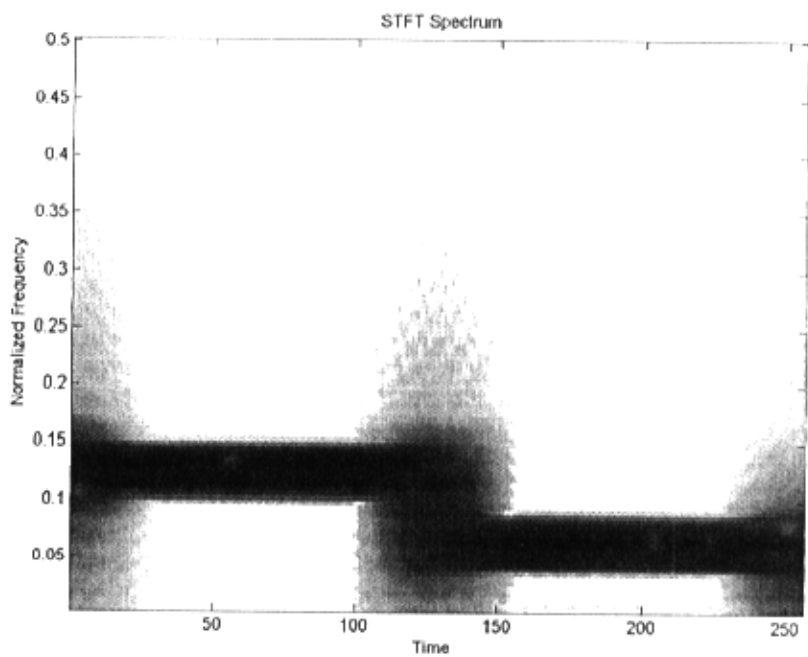


图4-5 图4-3信号的STFT时频谱

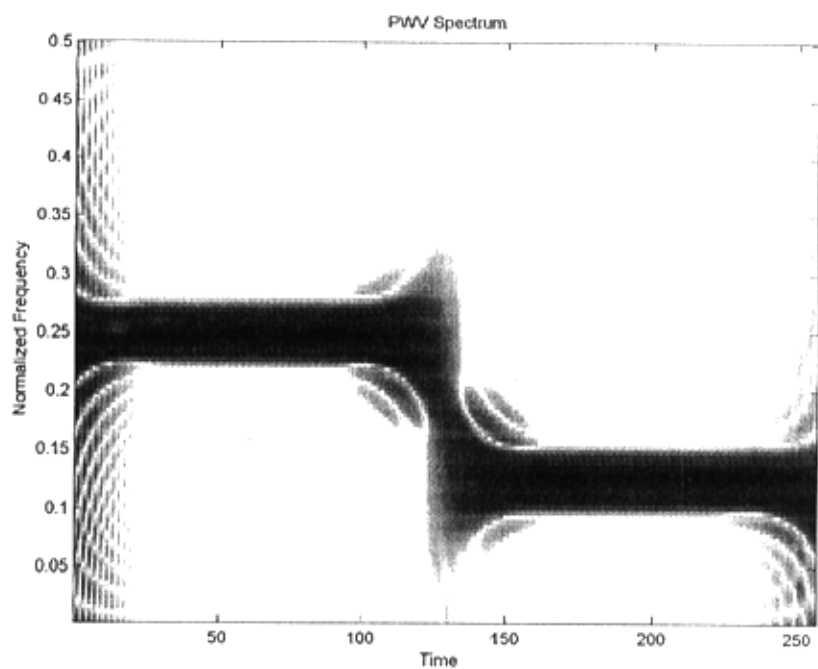


图4-6 图4-3信号的伪Wigner-Villie时频谱

4.1.2 EMD方法检测信号奇异性的依据

通常情况下,由于噪声的干扰,信号 $x(t)$ 的局部奇异特征产生畸变,从而使人们难以准确地检测信号的局部奇异性。EMD方法在基于信号的局部时间特征尺度将原信号分解成一系列有限的IMF分量 $c_1, c_2, c_3, \dots, c_n$ 。各IMF分量分别包含了信号不同的局部特征信息。且从时域波形上看IMF各分量的复杂程度为 $c_1 > c_2 > c_3 > \dots > c_n$, 即 c_1 所含的信号瞬时频率最高,然后本征模函数随着阶数增加而所含的瞬时频率逐渐降低。由于信号的每个IMF分量中只包含了 $x(t)$ 的一部分局部信息,则所分解出的某一IMF信号分量不会受到信号 $x(t)$ 中其它IMF分量中所包含信号局部信息的影响。使得所分解出的各IMF分量要比原信号相对简单,从而突出体现了信号的局部特征。信号的奇异性都是相对而言的,总的来说奇异性高的成分,其瞬时频率也相对较高,一般包含在较低阶的IMF内。通过分析信号的IMF分量可以较准确地检测到信号的局部奇异特征。下边以我们研究的心电信号为例,显示经过EMD分解的IMF中低阶部分,有效地突出了心电信号中的R波,非常适合对R波的进一步检测。

而且信号的局部奇异性往往包含在信号的包络中,可通过对信号的IMF分量进行包络分析来提取信号的局部奇异特征。基于EMD方法的奇异信号检测在故障信号检测方面得到有效的应用[21][37],本文显示使用希尔伯特变换方法来提取ECG信号的低阶IMF分量包络曲线,也可以很好的进行R波检测。

4.2 EMD检测R波可行性研究

4.2.1 一种直接基于本征模函数(IMF)的R波检测法

在以上对EMD原理的深入讨论中,我们发现信号变化的剧烈程度与瞬时频率密切相关,信号的奇异性可以体现在与之对应的局部时间尺度的IMF中,而且奇异性高的信号,往往瞬时频率很高,在局部时间尺度小的低阶的IMF体现最明显。

国外已有学者把EMD以及Hilbert变换应用于ECG分析领域,特别是在心率变异性分析上的应用取得了不错的效果[22]。作者通过对ECG信号直接进行EMD分解,发现特性尺度的IMF也非常适合用于R波探测。图4-7中是一个受到工频干扰,肌电干扰心电信号片断,图4-8中是其EMD分解后的几个IMF分量,可以发现在EMD分解后的高频分量中,特别是其一次高频分量 IMF_1 中对基线漂移等低频干扰都进行了有效抑制,而R波所处位置的分量非常明显,其它微弱的高频干扰则被平稳化,这样不会对R波检测造成大的影响。这可以理解为虽然R波的特征周期通常为17Hz左右,然而从它的瞬时频率和幅度却很高,这样具有很高瞬时幅频的R波就自然落到了IMF的高频分量中了,而且R波的位置,特别是R波的位置又不失真,只要使用较为简单的阈值判决算法就可以准确确定R波的位置了。

表 1: 使用 IMF 直接检测方法对 MIT/HIB 标准心电数据进行 R 波检测的结果

数据文件	心拍(个数)	漏峰(个数)	假峰(个数)	出错(个数)	正确率(%)
100	2273	3	4	7	99.82
101	1865	6	7	13	99.62
102	2187	13	5	18	99.77
103	2084	5	6	11	99.71
104	2229	20	31	51	98.61
合计	10638	47	53	100	99.06

4.2.2 用 IMF 的 Hilbert 变换来检测 R 波

我们看到直接从 ECG 的 IMF1 中检测 R 波的准确率还并不是很高,这是因为 R 波在 IMF1 变换成一组高频震荡的震荡波群,影响了判决和定位。然而,我们对低阶的 IMF 进行 Hilbert 变换发现,相应的包络曲线更加适合检测 R 波,如图 4

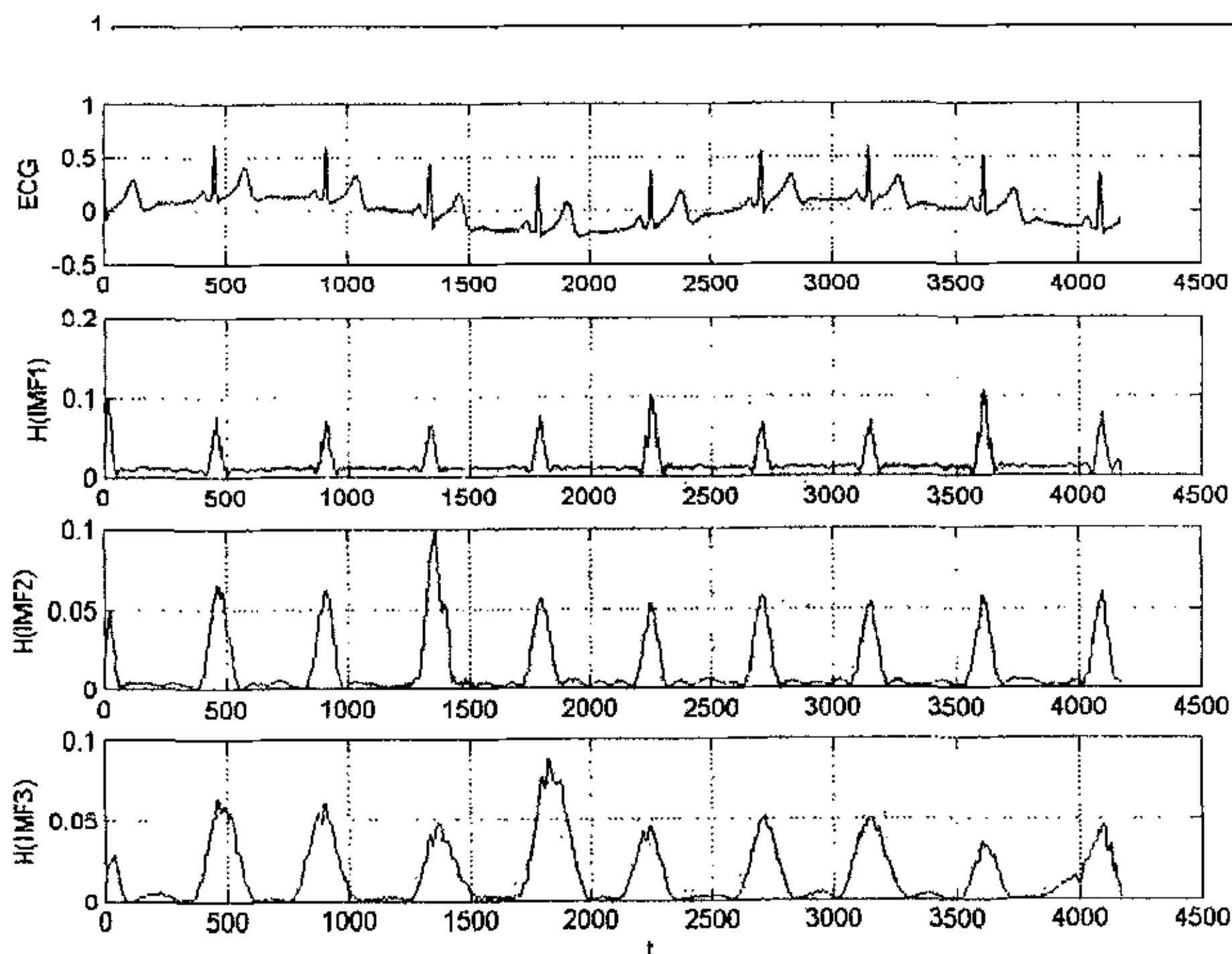


图 4-10 图 4-7 心电信号与它低阶 IMF 的 Hilbert 变换(时间单位 1/450 秒)

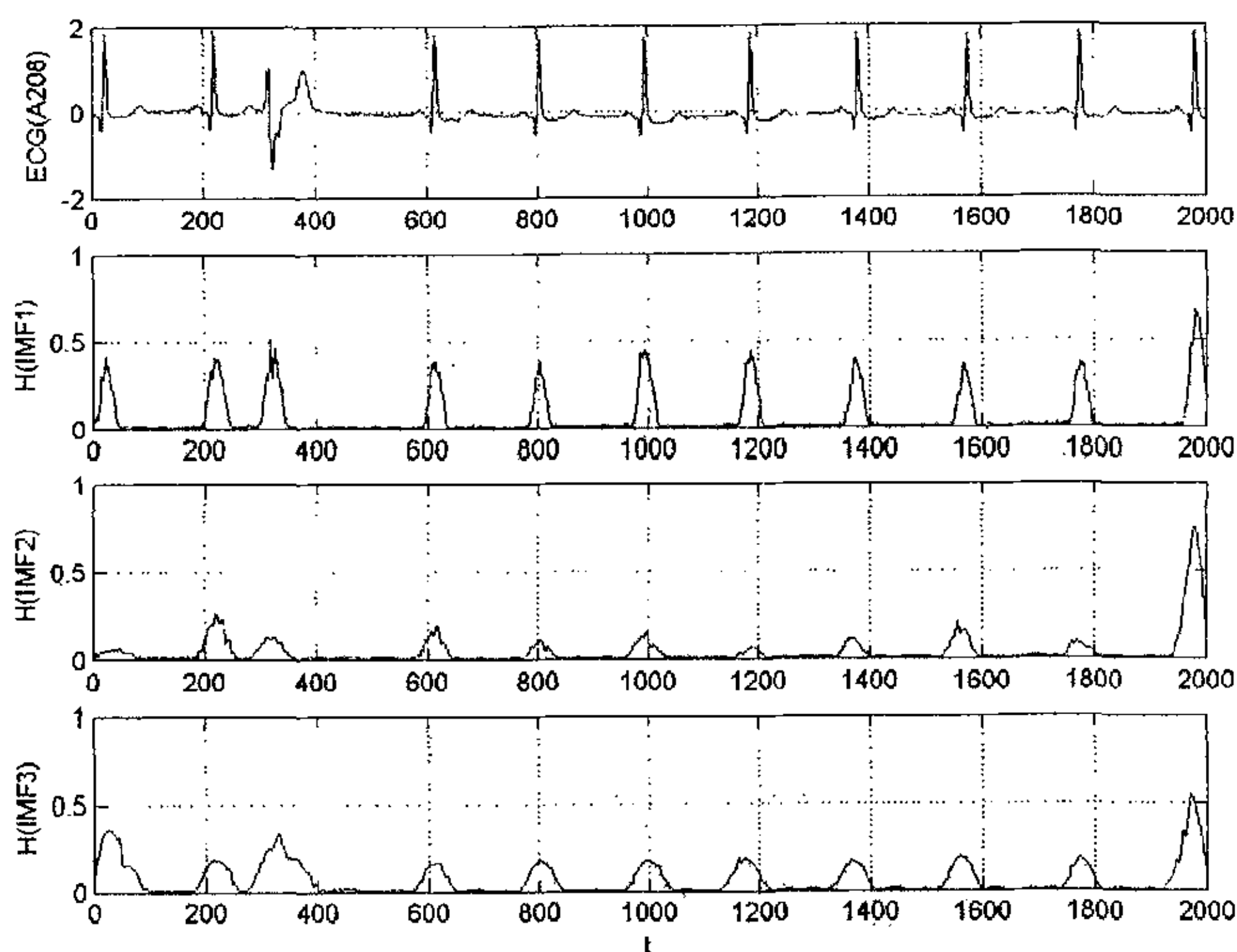


图 4-11 图 4-3 心电信号与它低阶 IMF 的 Hilbert 变换(时间单位 1/360 秒)
在此基础上我们改进了前面的 QRS 检测算法, 现将算法简述如下:

1. 装入数字 ECG 信号 $x(n)$;
2. 用 EMD 算法计算 $x(n)$ 的一阶 IMF1, 并计算其 Hilbert 变换 HIMF1;
3. 选取波形较干净一段 HIMF1 确定极大值的初始值 $P(1)$;

4. 用自适应阈值 $\varepsilon_k = 0.3 * \left(\frac{1}{8} \sum_{k=N-m}^{N-1} \frac{P(k)}{m} + \frac{7}{8} P(k) \right)$ 检测 IMF1 的一系列极大

值 $\{P(k), k = 1, 2, 3, \dots\}$;

5. 用不应期判据去除部分伪 R 峰点;
7. 极大值位置间隔若大于 1.7 倍 R-R 平均间期, 在此时间段内阈值减半搜索 R 峰点;
8. 结束

表 2: 使用 IMF 的 Hilbert 包络对 MIT/HIB 标准心电数据进行 R 波检测的结果

数据文件	心拍(个数)	漏峰(个数)	假峰(个数)	检出率(%)	正确率(%)
100	2273	1	1	2	99.91
101	1865	4	2	6	99.68
102	2187	2	2	4	99.82
103	2084	1	0	1	99.95
104	2229	25	35	60	97.31

105	2572	28	57	85	96.70
106	2027	4	7	11	99.46
107	2137	2	4	6	99.72
108	1774	23	31	54	96.96
109	2532	2	6	8	99.68
111	2124	1	3	4	99.81
112	2539	1	0	1	99.96
113	1795	2	0	2	99.89
114	1879	0	3	3	99.84
115	1953	3	2	5	99.74
116	2412	5	1	6	99.75
117	1535	1	3	4	99.74
118	2288	2	2	4	99.83
119	1987	3	6	9	99.55
121	1863	1	4	5	99.73
122	2476	4	3	7	99.72
123	1518	5	2	7	99.54
124	1619	3	1	4	99.75
200	2601	2	4	6	99.77
201	2000	33	24	57	97.15
202	2136	1	2	3	99.86
203	2980	42	35	77	97.42
205	2656	2	1	3	99.89
207	2332	3	2	5	99.79
208	2955	75	53	128	95.67
209	3005	1	4	5	99.83
210	2650	2	3	5	99.81
212	2748	2	3	5	99.82
213	3251	1	2	3	99.91
214	2262	2	0	2	99.91
215	3363	0	2	2	99.94
217	2208	3	1	4	99.82
219	2287	2	3	5	99.78
220	2048	0	2	2	99.90
221	2427	2	10	12	99.51
222	2483	66	45	111	95.53
223	2605	3	8	11	99.58
228	2053	49	68	117	94.30
230	2256	1	2	3	99.87
231	1573	2	1	3	99.81
232	1780	2	2	4	99.78
233	3079	1	3	4	99.87
234	2753	1	2	3	99.89
合计	110159	421	457	878	99.20

从以上表格可以看出,用 IMF1 的 Hilbert 变换已经取得较令人满意的检测结果,综合准确率在 99% 以上。其中 104、105、108、201、203、208 以及 222、228 等记录由于存在较多噪声干扰大,心电波形改变剧烈的片段所以检测错误率较高。如图 4-12 至 4-14 等所示:

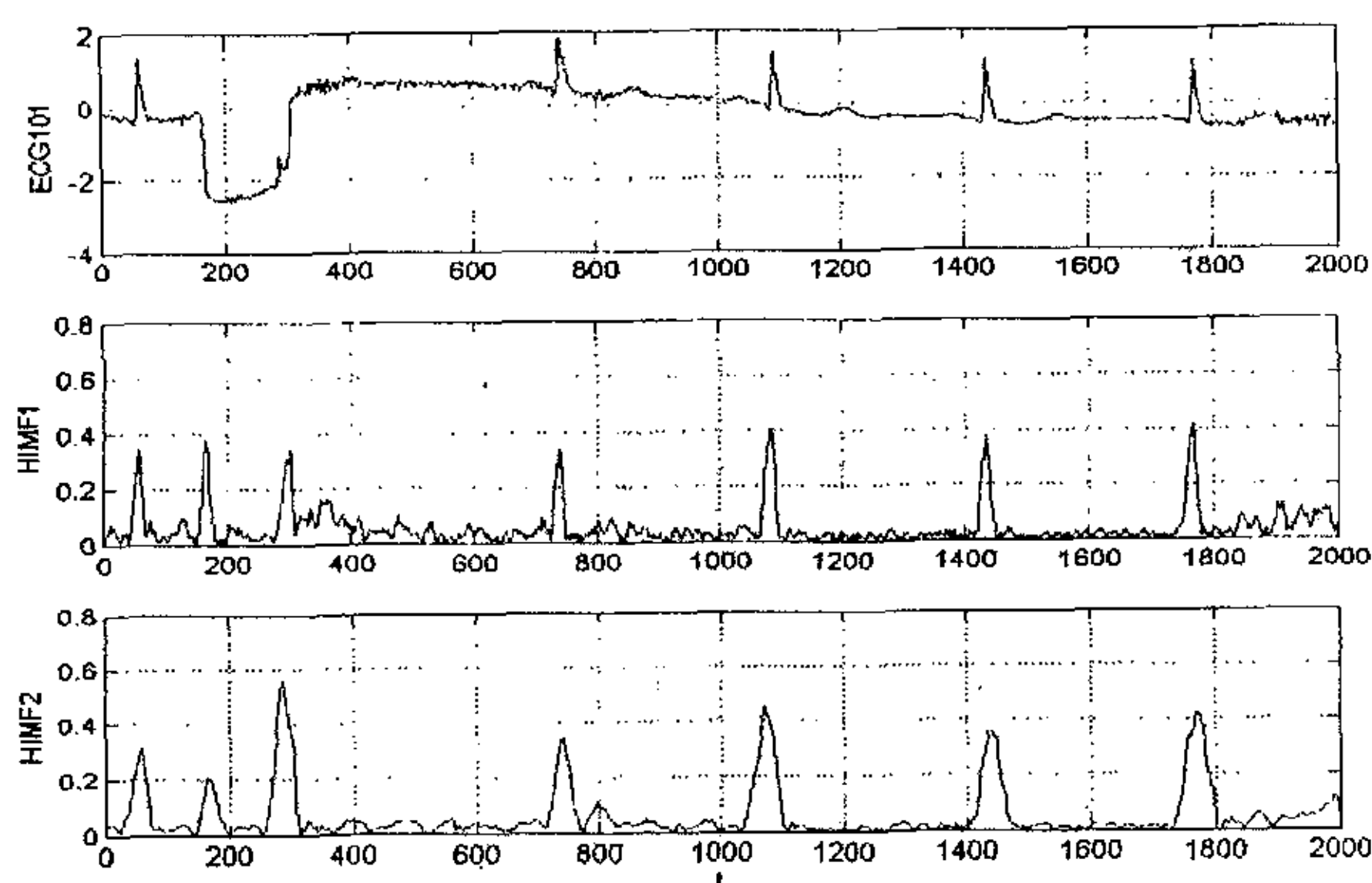


图 4-12 心电数据中的干扰 (记录 101)

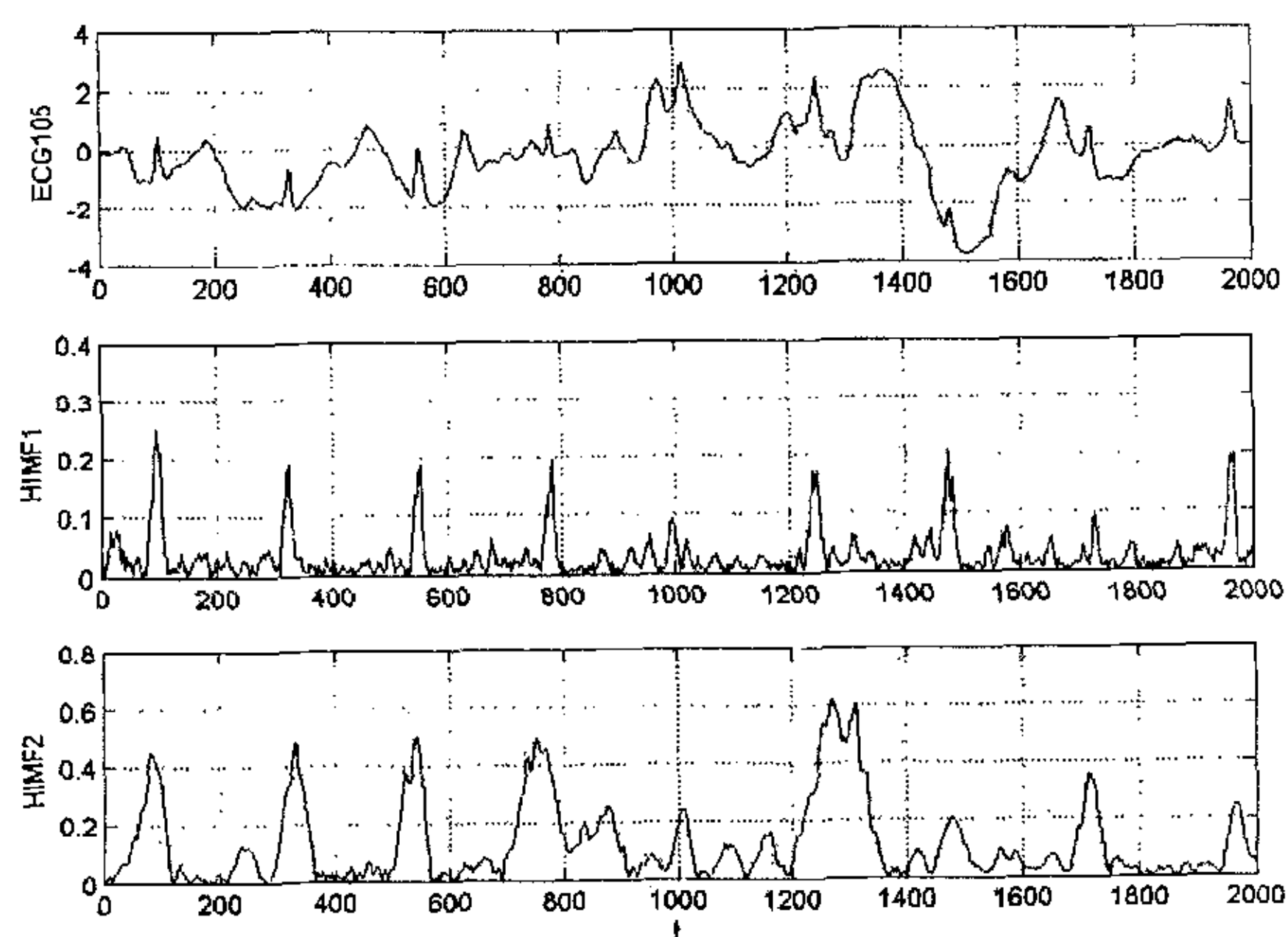


图 4-13 心电数据中的干扰 (记录 105)

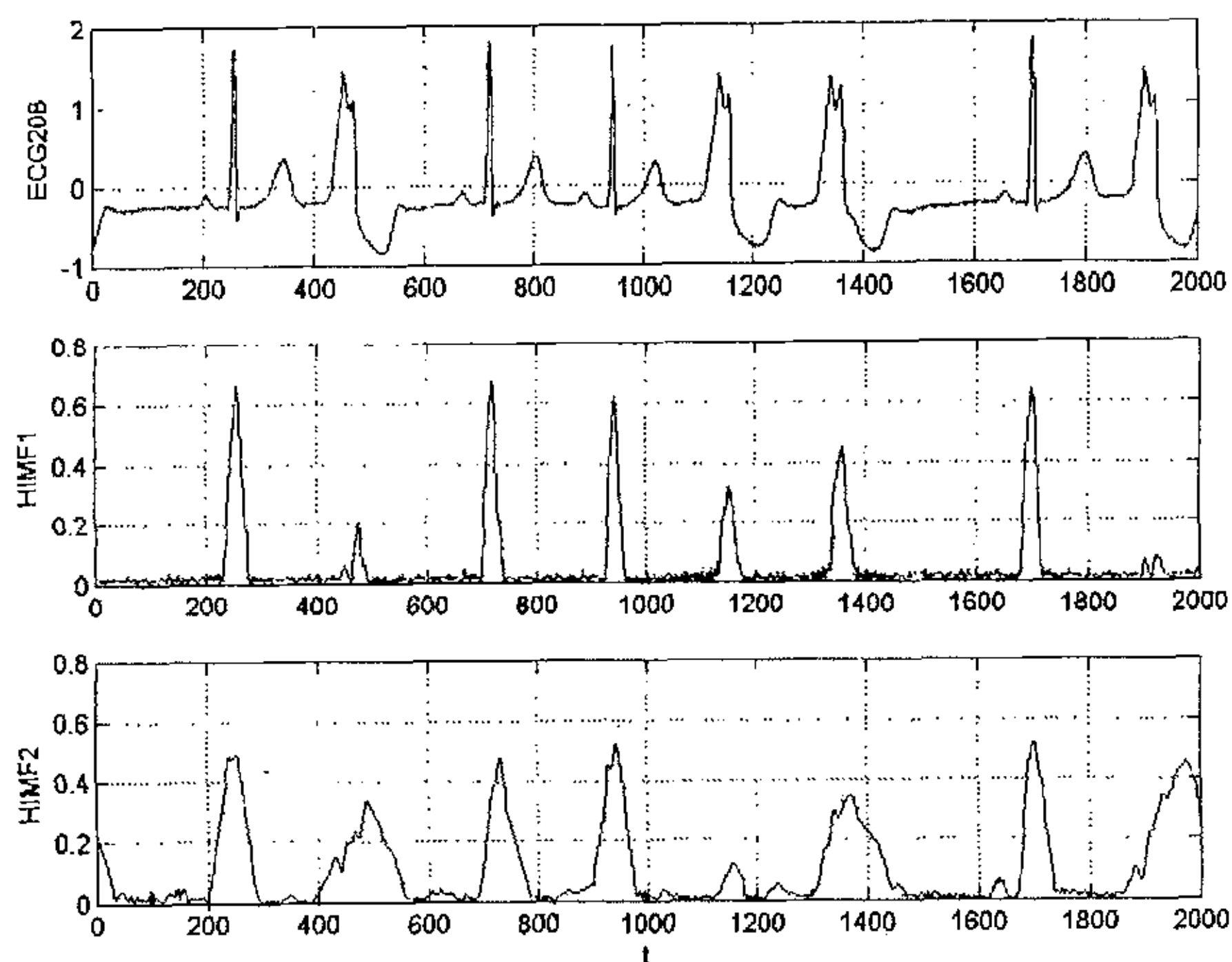


图 4-14 心电数据中的干扰（记录 208）

我们看到 HIMF1 对其中的干扰有较好的抑制能力, 对心电波形变异有较好的识别能力, 但还不是特别理想。下一步可以探讨与传统滤波器及自适应滤波方法结合来进一步提高检测的准确率。

4.3 小结

本章在深入经验模式分解 (EMD) 原理的基础上, 探讨了 EMD 以及 Hilbert 变换在 R 波检测领域应用的可行性和有效性。分析表明低阶本征模函数的 Hilbert 变换可有效用于 R 波的探测, 并通过标准心电信号进行了验证, 取得了较高的检测准确率, 可作进一步研究, 以期达到更为理想的效果。

第五章 基于多尺度时频分析的心率变异性(HRV)分析方法研究

在第三和第四章讨论了利用多尺度时频分析来探测心电 R 波的方法,而 R 波的准确探测为 HRV 的分析打下了良好的基础。从目前的研究结果可知,HRV 可以反映自主神经系统活性和定量评估心脏交感神经与迷走神经张力及其平衡性[1],是判断其对心血管疾病的病情及预测心肌梗死、充血性心力衰竭、心源性猝死、冠心病、隐性心肌缺血、糖尿病、高血压、脊髓损伤、心脏移植和心律失常的一个有价值的指标[2][3],并在人群健康评估,运动员、飞行员以及航天员的生理状况监测上得到了有效应用。

HRV 不但能反应身体的某些病理变化过程,特别是心血管的病理变化,而且与自主神经的活动,以及紧张、压力、沮丧等心理情绪之间也有密切的关系。通过临床实验频谱分析研究心率变异,推测人的自主性神经活动情况,情绪及心理状态,其相互关联性如图 5-1 所示。

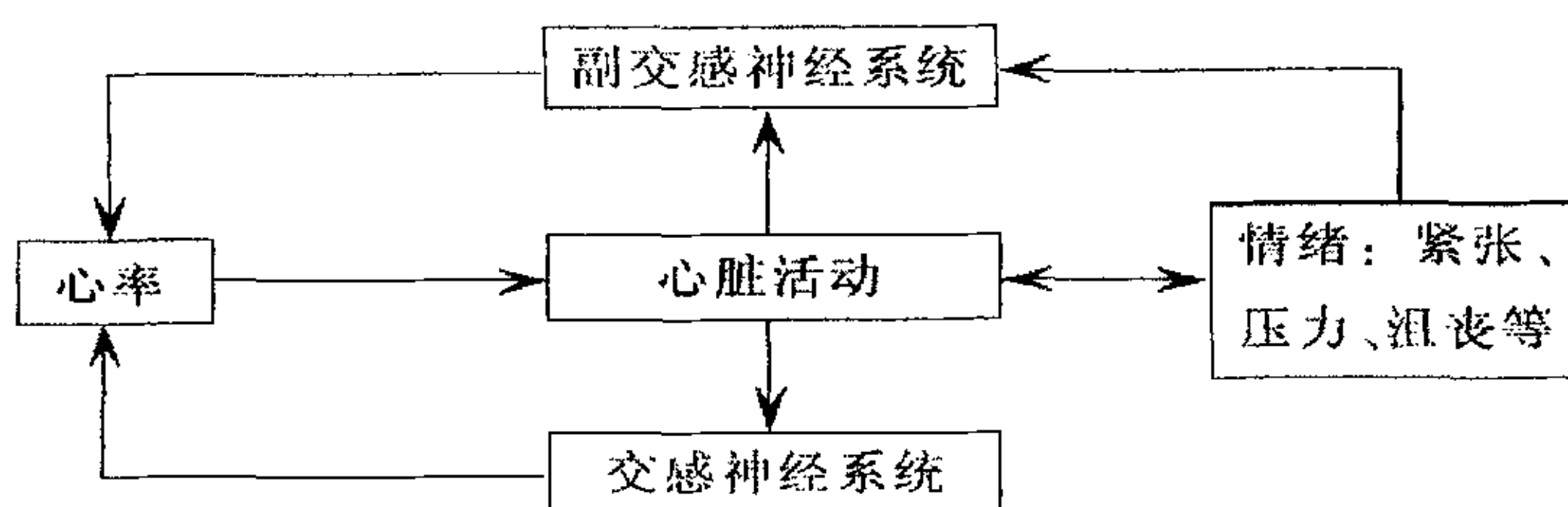


图 5-1 HRV 与自主神经及情绪之间的关系

在反映自主神经对心脏活动的调节及评价自主神经功能方面,HRV 比其它生理参数有一定的特异性和敏感性,对于研究自主神经的改变意义重大,特别是 HRV 的改变往往先于其它症状的表现,对某些疾病的早期发现和诊断很有价值。比如,时域心率变异性分析就是一种可用来筛选临床上可疑阻塞性睡眠呼吸暂停综合征(OSAS)患者的准确、廉价的方法,可以帮助把资源和精力用于最具危险性的患者身上。此外,在健康人对环境适应性的分析上 HRV 也有独特的参考价值。

在传统时域统计分析、频域分析手段比较成熟,一些指标如时域的直方图、各种统计指数、频域的 LF、HF 和 LF/HF 等指标。但是这些指标都只能从总体上,静态地有限地反应 HRV 变化情况。而显而易见为了真正地按照 HRV 动态特性,深入了解其包涵丰富信息就必须采用相应的手段。最近开始流行的根据混沌和分形为基础的非线性动力学手段研究 HRV 的方法正在兴起[21]。已经得到很多重要结论,如 HRV 不存在单一的时间尺度,具有统计自相似性,是由具有某种确定性规律控制的输出,即是一种混沌信号。RR 间期的非线性动力学分析常用参数有分形维数(fractal dimension, FD)、分形布朗运动(fractional Brownian motion, FBM)、复杂度、近似熵等。但目前 HRV 的非线性动力学研究没有对照标准,对所得的意义也无充分的解释,要建立有价值的参考指标体系还需要大量的工作。

而以短时傅立叶变换(STFT)、小波变换、Wigner-Villie 分析以及以 EMD 为基础的 Hilbert 谱等多尺度时频变换则不同,不但能够同时反映 HRV 在时频域的变化情况,还能给出信号在时频域中不同尺度下的细节信息,并可以使用充分利用传统时域统计学和频域分析的方法和结论,从而成为 HRV 研究的一个重要的发展方向。下边就结合多尺度时频分析的特点,就其在 HRV 分析中的应用可行性做深入分析。

5.1 多尺度时频分析方法在 HRV 时域研究中的应用

小波变换和 EMD 方法都可以把 HRV 信号在时域按不同尺度分解开,不同尺度实际就是对应信号的不同频带,而且这样的分解都有很好的正交性,这样可以对信号不同频带上的进行统计分析,进一步可以获得有用的信息。图 5-2 和 5-3 是把 MIT/BIH 标准心电图库里记录 101 提取的 HRV 信号用 Meyer 小波和 EMD 分解的结果:

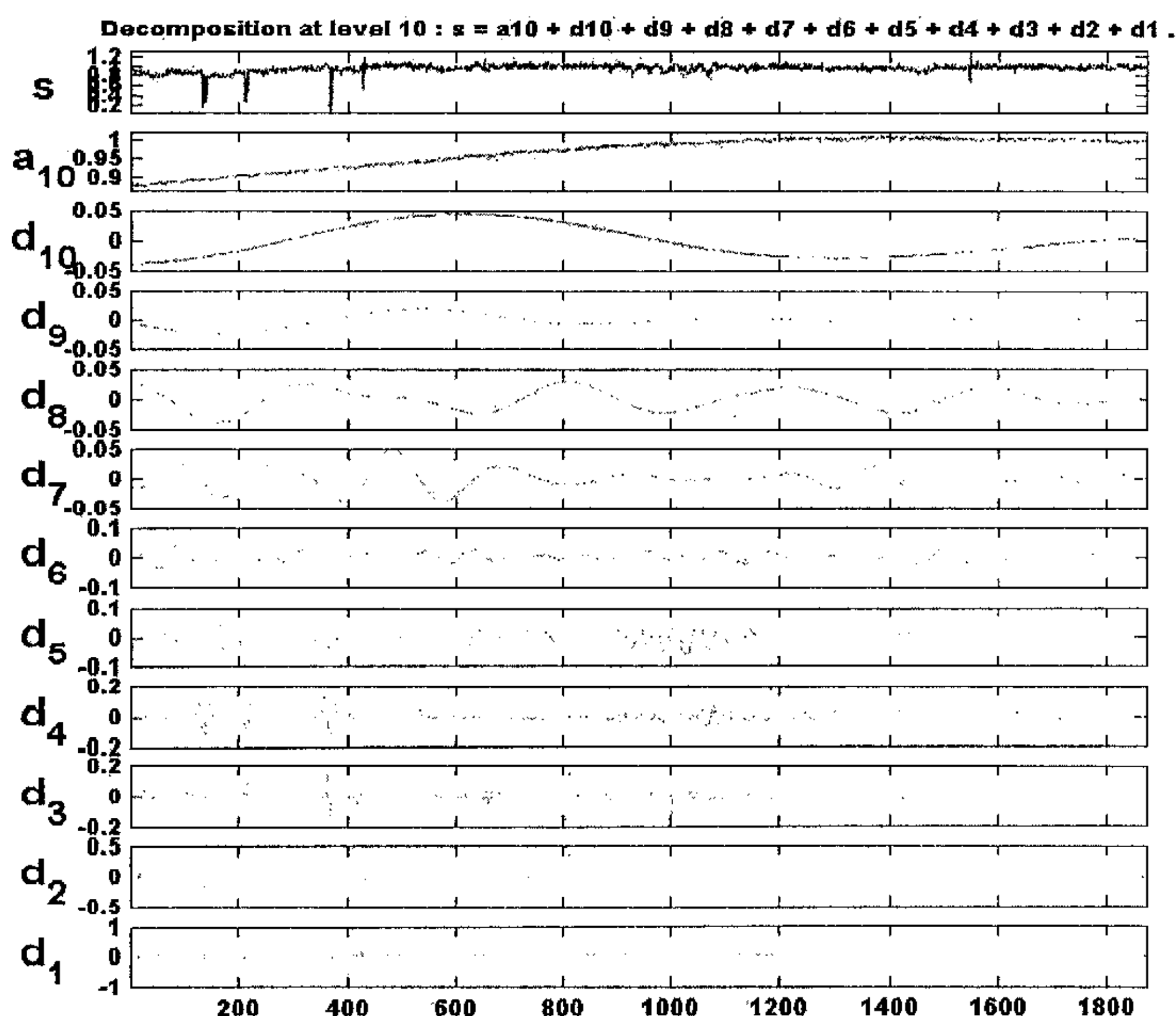


图 5-2 HRV 信号(取自 101 号记录)的小波分解

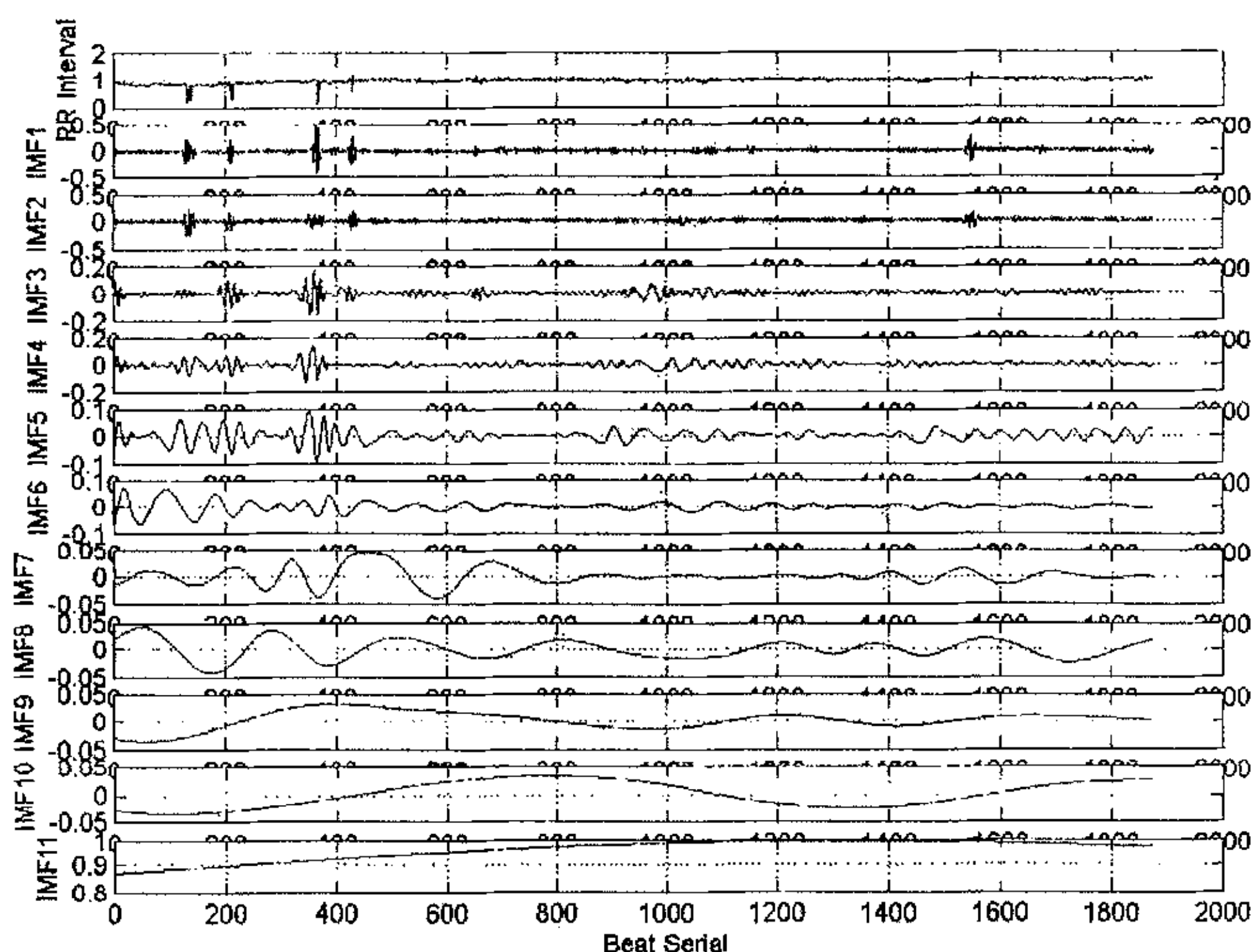


图 5-3 HRV 信号(取自 101 号记录)的小波时域分解
可以看到它们的某些相似性,并可以在此基础计算各个尺度的直方图及方差等统计数据:

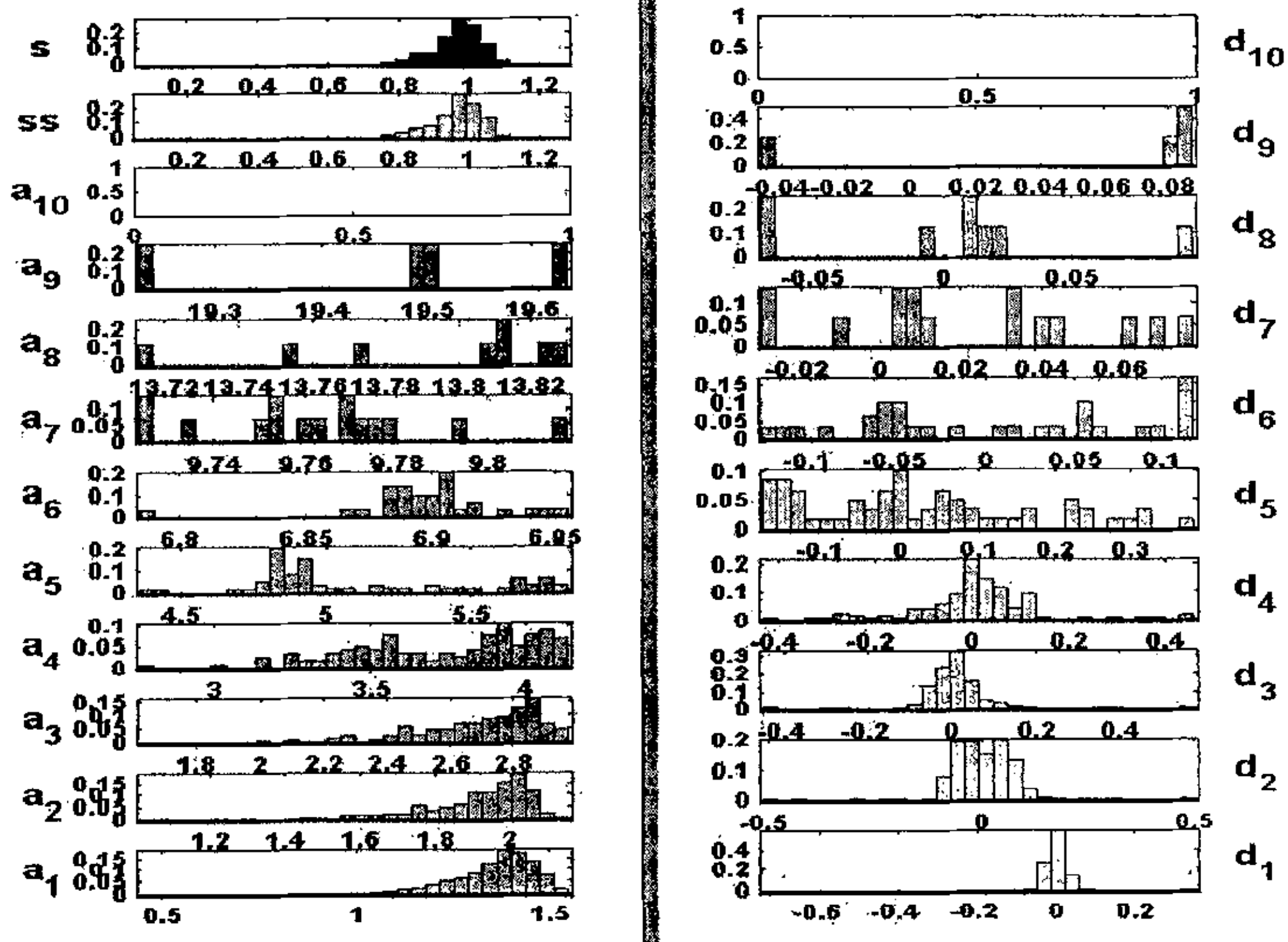


图 5-4 HRV 信号(取自 101 号记录)小波分解的直方图统计结果

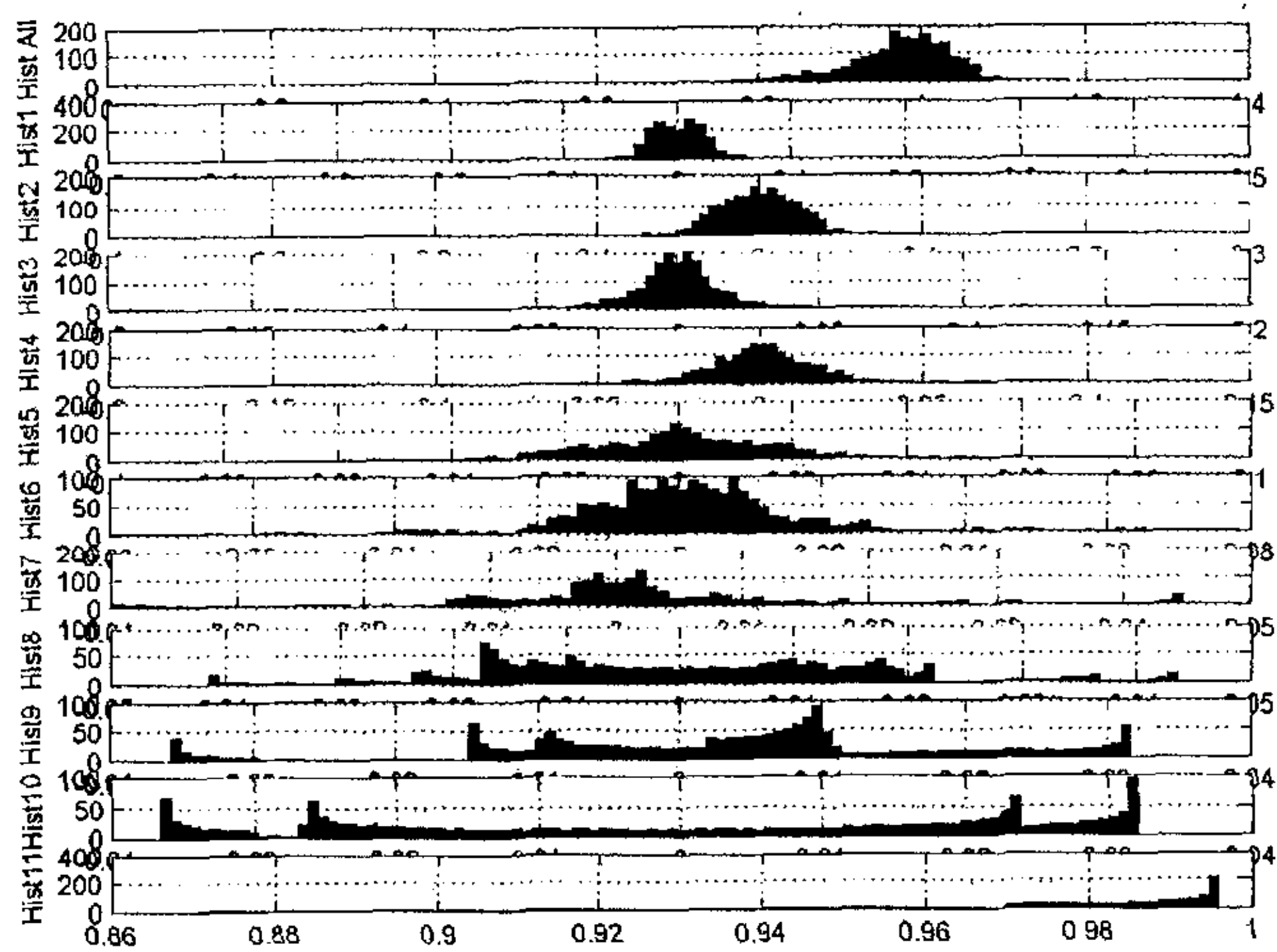


图 5-5 HRV 信号(取自 101 号记录)的 EMD 分解直方图统计结果

从以上结果不难看出各个尺度的统计结果包含了更丰富的信息,我们可以进一步通过实验来给出这些统计结果的具体含义,这可以是一个有意义的研究方向。

已经有国外研究者将 RR 间期不同尺度小波变换的方差用于 HRV 研究 [42][43][44],称之为“尺度独立测量”,指出信号不同尺度上的方差 $D(a)$ 与小波变换及功率谱之间的关系如下:

$$\begin{aligned}
 D(a) &= E\left[|CWT_x(a,b)|^2\right] = E\left[\frac{1}{\sqrt{|a|}} \int_{-\infty}^{\infty} x(t) \psi^*\left(\frac{t-b}{a}\right) dt \frac{1}{\sqrt{|a|}} \int_{-\infty}^{\infty} x^*(u) \psi\left(\frac{u-b}{a}\right) du\right] \\
 &= \frac{1}{a} \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} R(t-u) \psi^*\left(\frac{t-b}{a}\right) \psi\left(\frac{u-b}{a}\right) dt du \\
 &= a \int_{-\infty}^{\infty} S(\omega) \int_{-\infty}^{\infty} CWT_x(1,y) \exp(j\omega ay) dy d\omega
 \end{aligned} \tag{5-1}$$

其中 $CWT_x(1,y)$ 是小波的自身变换, $S(\omega)$ 是 HRV 信号的频谱。并从实验数据中分析得知, $D(a)$ 对于区别正常样本和发病样本具有更好的指示性。下边我们取 MIT/BIH 标准心电图库里的四条记录 100、101、207、234 所对应的 HRV 信号(如图 5-6 所示)为样本研究多尺度分析在 HRV 分析上的特点。100 和 101 两条

记录是心律失常较轻的心电信号，只有轻微的早搏症状，其 HRV 信号可以看作正常信号作为参考。207 记录病人病情比较严重，有室性心动过速、二连律、室性心律和心室纤颤等症状，234 信号有室性心动过速症状。对这些 HRV 间期谱进行 10 个尺度的小波分解，并分别求出每个尺度的标准差，如图 5-7 所示：

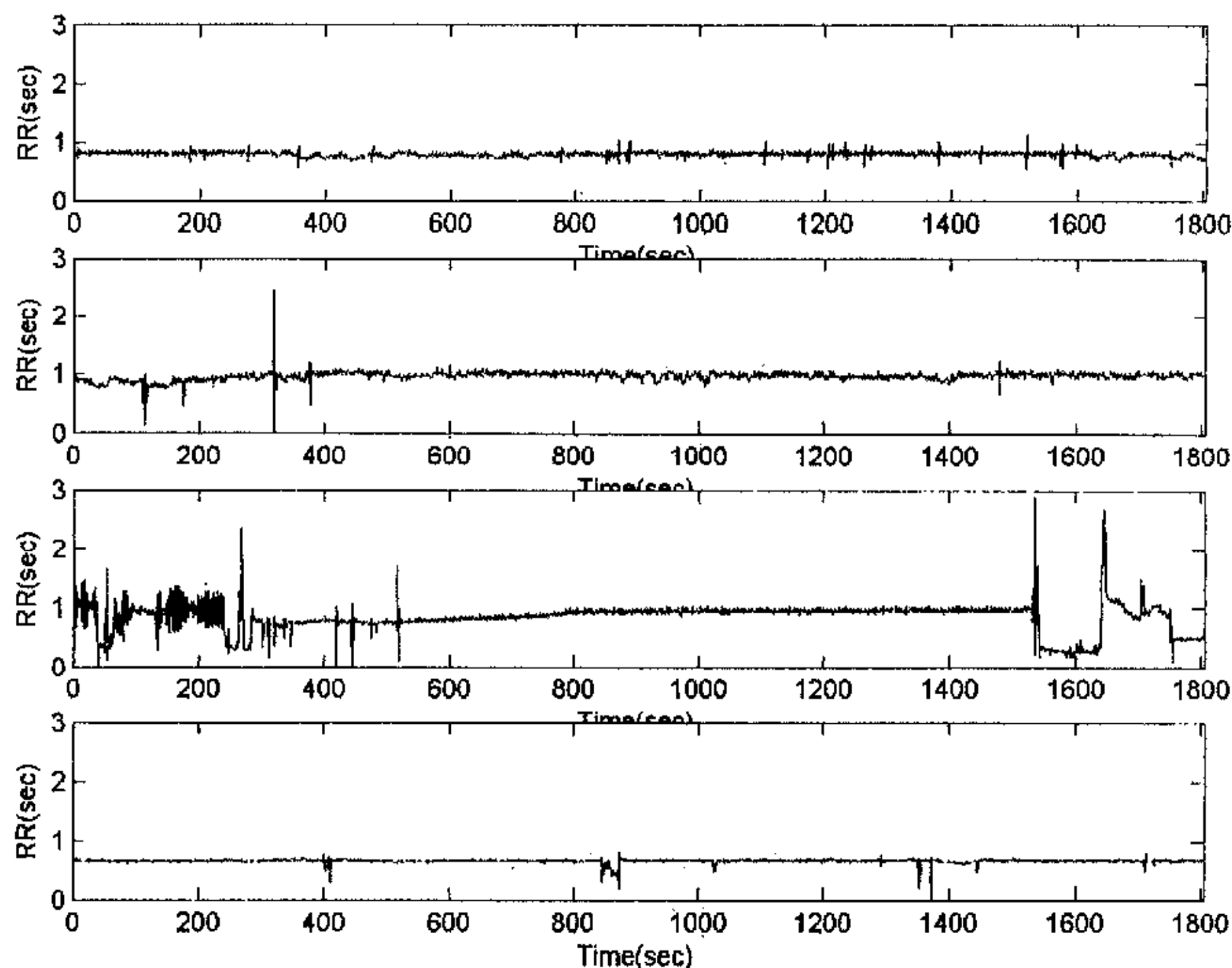


图 5-6 取自 100、101、207 和 234 号记录的 HRV 信号

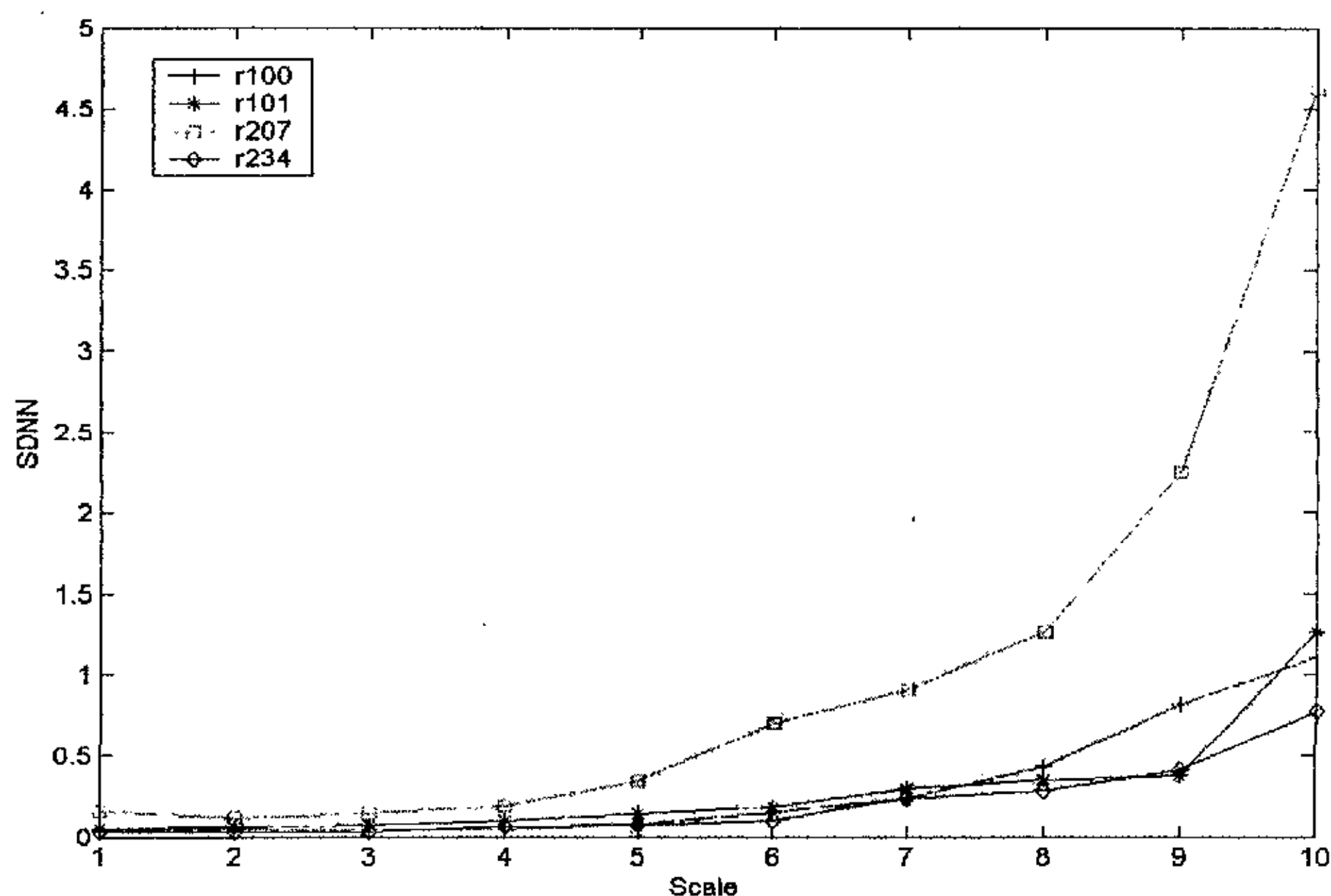


图 5-7 图 5-6 的 HRV 信号小波变换后各尺度的方差

图 5-7 印证了式(5-1)所显示的 HRV 信号不同尺度上的方差 $D(a)$ 随着尺度增加而增加的关系, 并揭示了各个 HRV 信号包含的病理信息, 207 记录由于有心室纤颤等症状在各尺度的标准差上体现明显。

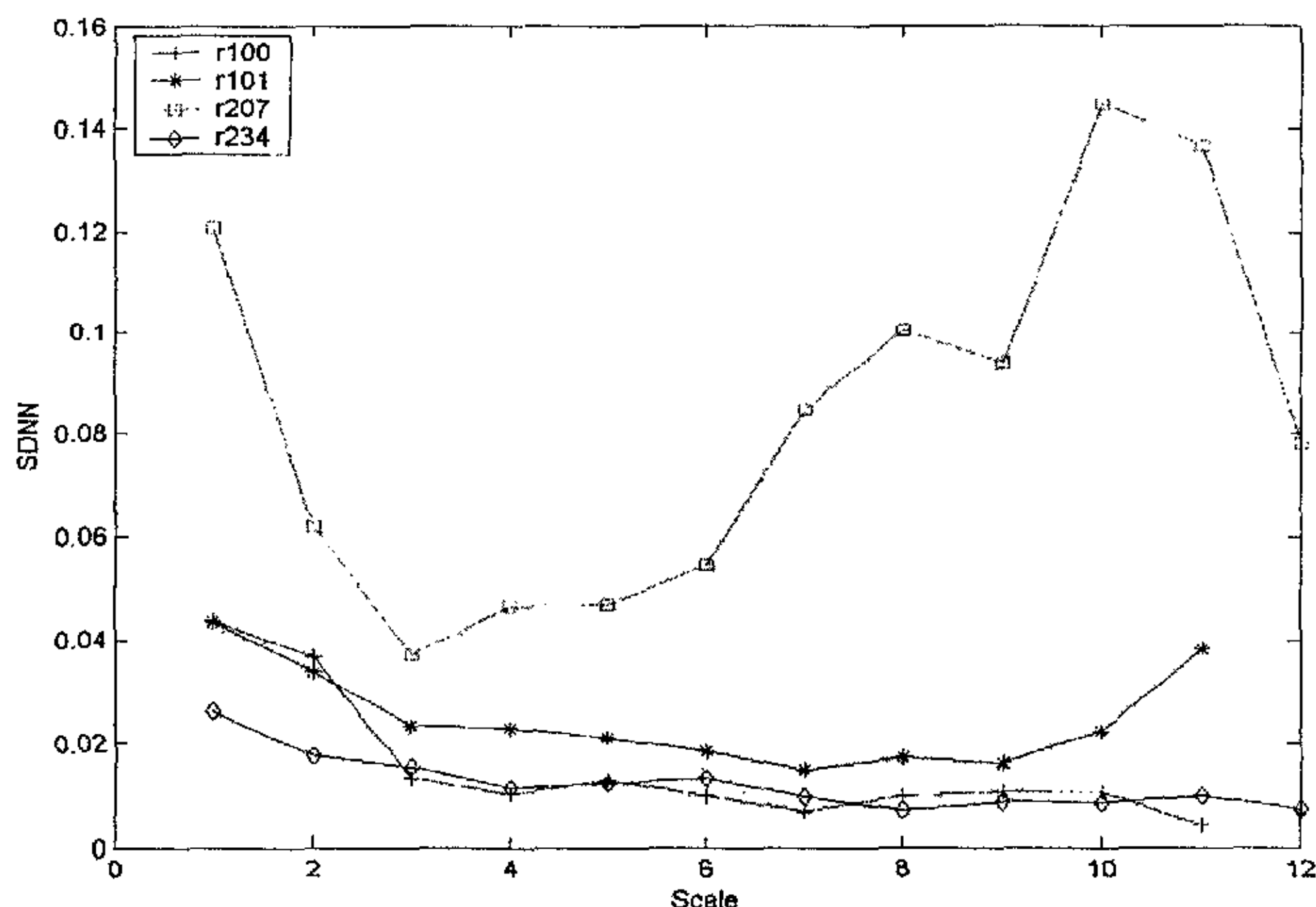


图 5-8 图 5-6 的 HRV 信号 EMD 分解后各尺度的方差

图 5-8 是 100、101、207、234 记录所对应的 HRV 信号进行 EMD 分解后, 不同尺度的 IMF 的标准差分布情况, 可以发现对 HRV 的变化情况和小波一样具有很好的多尺度指示性, 从各个尺度总体来讲甚至更好, 其内在指示规律可通过大量数据分析得到进一步揭示。

5.2 多尺度时频分析方法在 HRV 频域研究中的应用

目前, 应用于 HRV 的谱分析方法主要有快速傅立叶变换法(FFT)和自回归谱估计法(AR)。其中, FFT 法物理意义明确, 算法简单, 运算速度快, 适用于长记录或信噪比小的数据处理, 对于数据较短的情况则往往谱线不够光滑。而 AR 法曲线平滑, 分辨率高, 能够分辨十分靠近的波峰, 适用于短记录或信噪比大的数据处理, 但模型阶数的确定却比较困难。

HRV 间期谱在频域系统下, 可分为高频成分(其谱峰在 0.25Hz 左右)、低频成分(其谱峰在 0.1 Hz 左右)和频率延伸到极低处且谱密度值随频率降低而增大的甚低频, 也称“1/f 成分”。按此方法对 HRV 功率谱进行分离, 可得到具有生理意义的分离谱: 甚低频(VLF), 也就是“1/f 成分”在 0-0.03Hz 范围内, 可以用来解释与热量调节相关机制, 还有血管紧张酶以及其它体液调节机制; 低频(LF), 大约在 0.03-0.15Hz 之间。这个节律通常以 0.1Hz 为中心, 交感神经和副交感神经都涉及到这一活动, 功率的增长通常被认为是交感神经活动的结果(精神紧张, 脑出血, 冠状动脉堵塞等), 因此低频功率的增加通常是交感神经兴奋

的标志; 高频 (HF), 大约在 0.18-0.4Hz 之间。这一频段与呼吸频率相一致, 与胸内压的变化和呼吸运动引起的机械变动相关。一般认为由心脏上的迷走神经调节有密切联系。

我们已经讨论过信号经 EMD 后可得反映信号时频分布的 Hilbert 谱和与信号功率谱可类比的 Hilbert 边际谱。其中 Hilbert 边际谱与信号的 FFT 谱相比, 不但有理想的分辨率, 而且谱线更光滑, 又没有 AR 模型谱估计时确定参数的困难, 是对 HRV 进行频域分析的理想工具。图 5-9 就是 100、101、207、234 记录 HRV 信号的 FFT 谱与其经 EMD 分解后得到的 Hilbert 边际谱之间的比较。

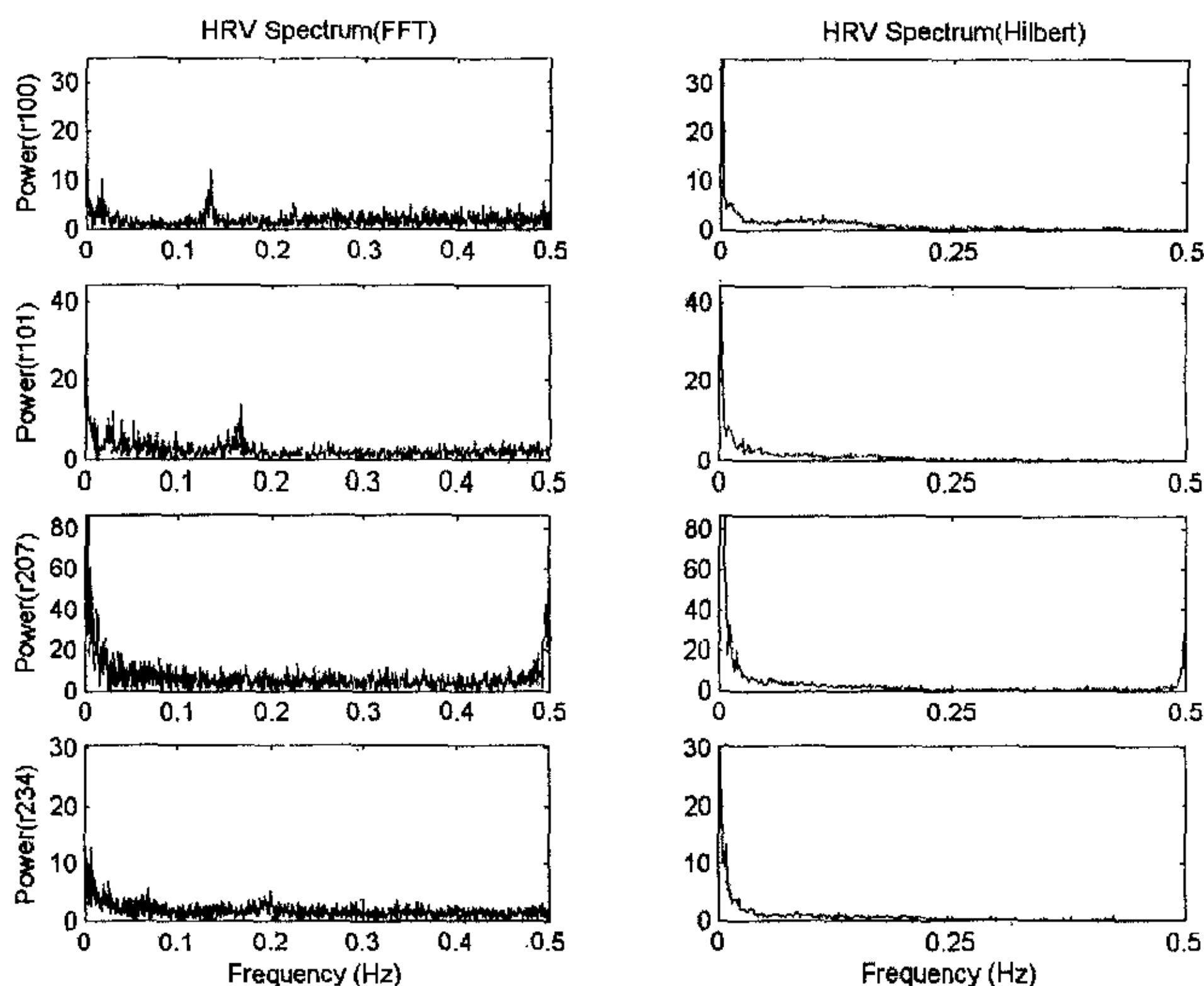


图 5-9 HRV 信号的 FFT 谱与 Hilbert 边际谱的比较

Hilbert 边际谱还可方便的解决频谱成分分离的问题。由于经 EMD 分解不同时间局域尺度的 IMF 对应原信号的不同频率范围, 所以可以选择性的求取特定尺度的 Hilbert 边际谱来分离 HRV 谱的不同频率成分。图 5-10 是 234 记录在室性心律过速 (SVTA) 发生前后 HRV 的 Hilbert 谱在不同频段的变化情况。可知心律过速发生时, HRV 的低频(LF)成分增加, 表明此时交感神经活动增加了。

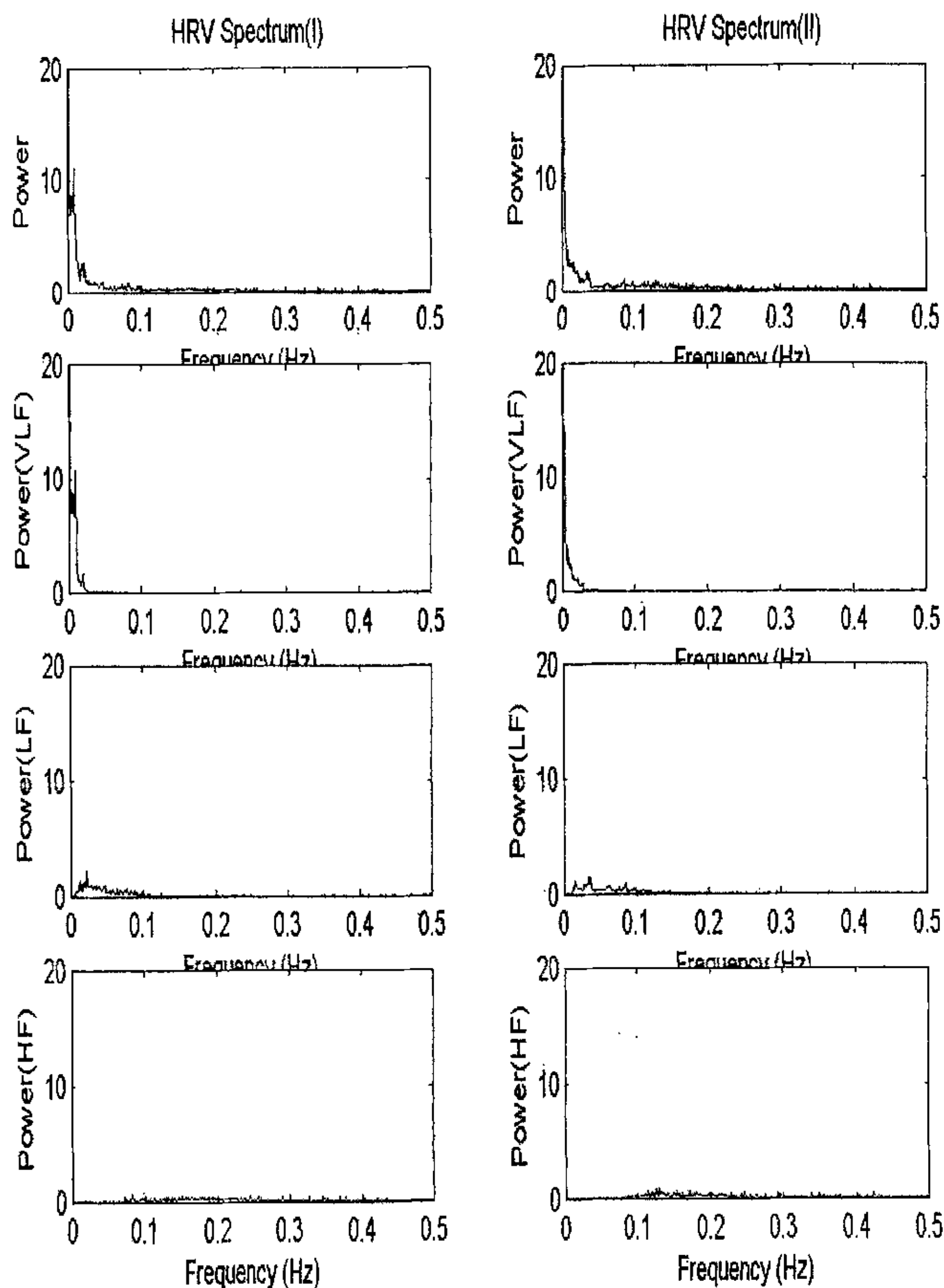


图 5-11 利用 IMF 将 HRV 谱(r234)频率成分分组的情况

注：将心拍按时间顺序分成两段（Spectrum I、Spectrum II），可以看到 IMF1-2 包含 HF 成分，IMF3-4 包含 LF 成分，IMF5-11 包含 VLF 成分。

以上分析结果显示，由 EMD 得到的信号的 Hilbert 边际谱为 HRV 的频域研究提供了一种理想的研究工具。

由于小波分解等价于带通滤波器，所以小波变换也可以作为 HRV 的频谱分组的工具。小波变换和 EMD 方法都有类似带通滤波器的作用，它们在 HRV 信号消除噪声和趋势分析方面具有类似作用。

5.3 多尺度联合时频分析方法在 HRV 研究中的应用

近年来,时频域联合分析方法取得很大进展,在包括生物医学信号处理等非平稳信号处理领域正日益发挥重要作用。目前常用的时频分析方法有:

- 1、短时傅立叶变换;
- 2、Gabor 变换;
- 3、Wigner-Villie 分布及 Cohen 类;
- 4、小波变换时间-尺度能量分布;
- 5、由 EMD 得到的信号 Hilbert;
- 6、基于自回归建模的时频分析方法。

不难看出 HRV 也是典型的非平稳信号,传统的时域或频域分析方法虽然可以揭示 HRV 信号所包涵的部分信息,但对 HRV 随时间变化的情况却无力分析,而这些瞬时信息恰恰包涵了许多重要的时变信息。已经有许多研究表明使用时频分析方法分析 HRV 的动态过程有助于揭示许多重要的生理信息。Shin 等成功地揭示了实验犬受到阳性声音条件刺激 30s 期间心迷走影响撤除及交感作用增强的动态过程。Bianchi 等对 24 h Holter 数据进行分析,发现慢性平稳性心绞痛与变异性心绞痛发病的心肌缺血过程中,HRV 谱指标均发生明显改变,表明心肌缺血涉及到自主神经系统活动的变化,但两者心肌缺血发生过程中自主神经活动变化的形式却有所不同。Jasson 等从平滑伪维格纳方法所得时频谱计算出中心频率,用于观察头高位倾斜过程中心自主神经活动的变化,他们认为中心频率更能逐次心跳地反映交感—迷走神经的调节作用。Novak 等曾用 Wigner 分布研究呼吸频率与潮气量变化对 HRV 信号及 SBPV、DBPV 的逐跳影响,发现呼吸与心血管系统间有着紧密的非线性耦合关系。进而定义一种称为“心肺指数”(cardio-respiratory index, CRI)的参数用以反映三者之间的相互关系的动态变化过程,发现血压正常者与高血压患者有显著差别。Pola 等曾比较短时傅立叶变换、基于自回归模型的时变方法、时频联合分布方法(wigner 分布、平滑伪维格纳分布、指数核分布)在 HRV 分析中的应用效果。对合成信号及实际 HRV 信号的时频分析结果表明,基于自回归模型的时变方法其统计稳性能不好,适合于分析瞬态或快速变化的数据。在时频分辨率要求不高时可以使用 STFT,而在数据变化比较迅速或时频分辨率要求高时,时频联合分布方法可以得出很好的结果。

但上述传统联合时频分析方法离理想时频分析特性,比如实值性,时间边界性,瞬时功率性,有限支撑性还有距离。而基于 EMD 的 Hilbert 谱分析具有比短时傅立叶分析(STFT)和 Cohen 类的时频联合分布方法(wigner 分布、平滑伪维格纳分布、指数核分布)更好的分辨率,为我们进一步研究动态 HRV 特性增加了不少方便。图 5-12 至图 5-15 是 100、101、207、234 记录 HRV 信号的利用短时傅立叶变换(STFT)、平滑伪维格纳分布(PWV)和经过 EMD 得到 Hilbert 谱分析结果的比较。图 5-16 是它们连续小波变换形成的时间-尺度谱的比较。

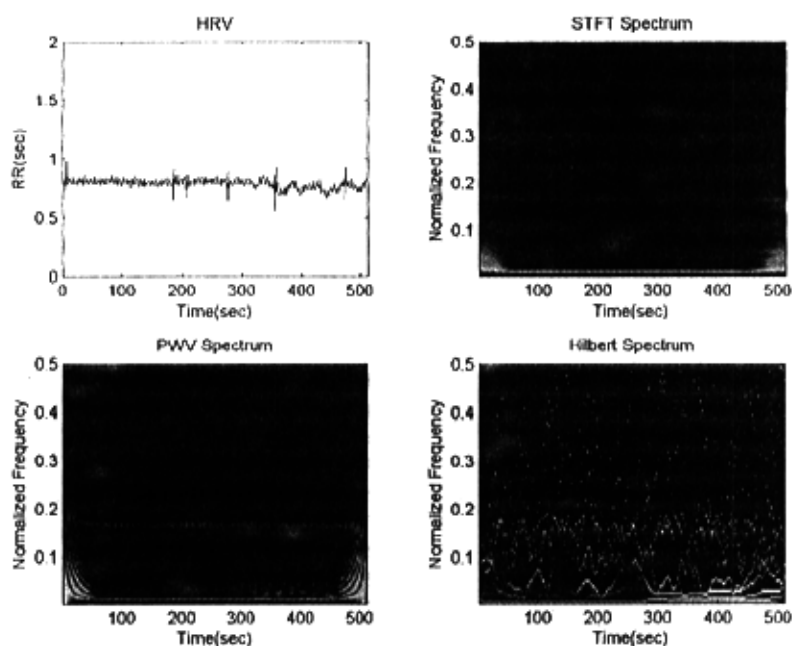


图 5-12 100 记录对应 HRV 信号的不同时频分析结果

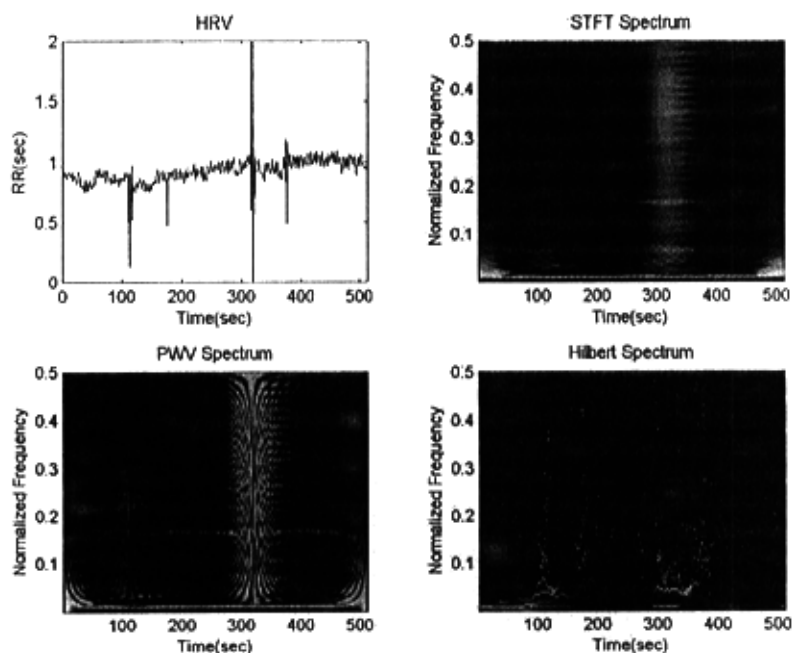


图 5-13 101 记录对应 HRV 信号的不同时频分析结果

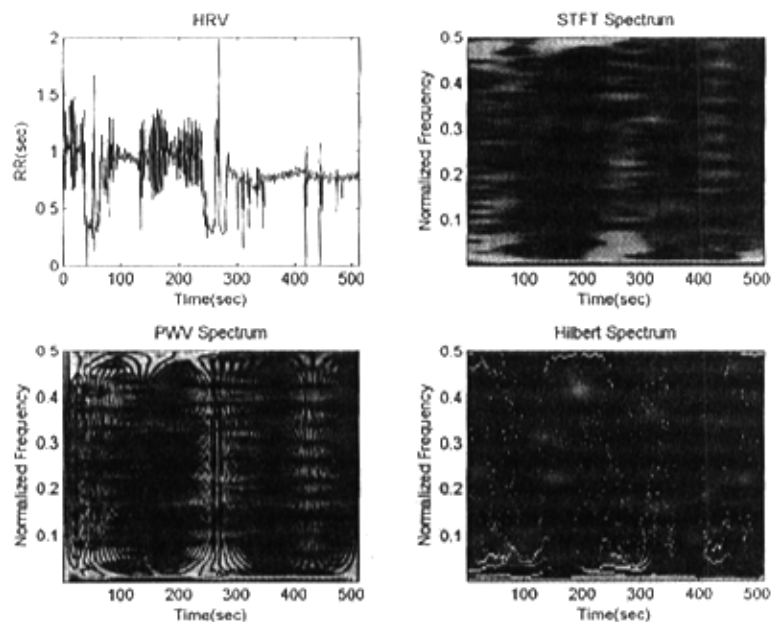


图 5-14 207 记录对应 HRV 信号的不同时频分析结果

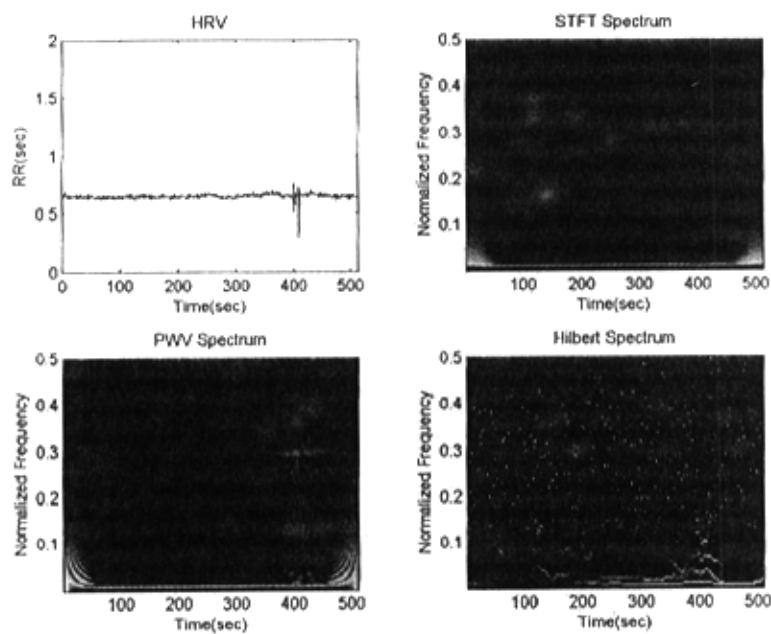


图 5-15 234 记录对应 HRV 信号的不同时频分析结果

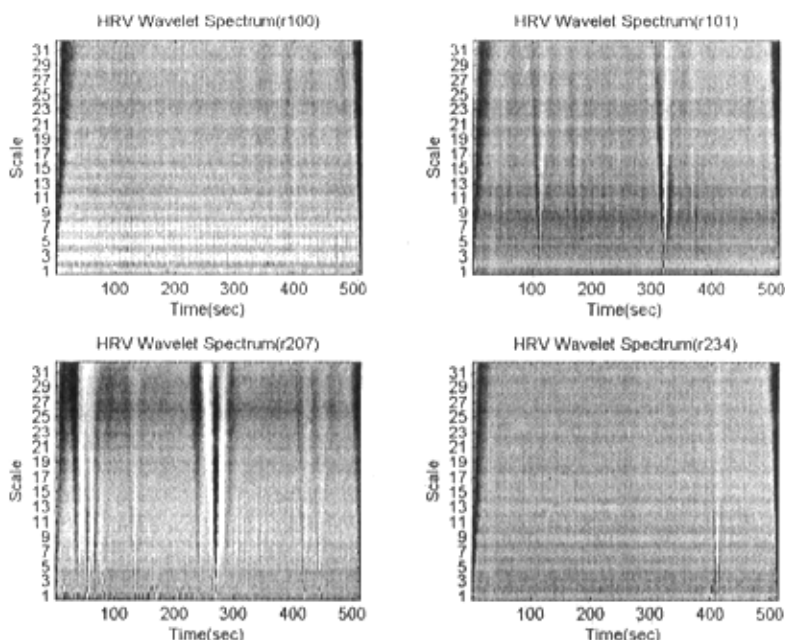


图 5-16 100、101、207 和 234 记录对应 HRV 信号的小波谱

与图 5-9 的 HRV 功率谱相比，时频谱能揭示频率成分随时间演化的过程，更能显示自主神经系统是如何动态的调节心脏活动的，各个频段的能量的分布情况代表了神经调节活动随时间改变的强度。

不难发现在图 5-12 到图 5-16 的不同时频谱及小波时间-尺度谱中，基于 EMD 分解的 Hilbert 谱的分辨率最高，包含了丰富的谱线，更好的说明了特定时刻包含的频率及其分量大小。以图 5-14 表示的 207 记录对应的 HRV 信号为例，时域图显示心脏在 150-250 秒期间发生心室纤颤，从 Hilbert 三维的时频谱中可以清晰的看到，此时 0.05-0.4 Hz 左右的成分大大减少，可以解释为心脏的自主神经调节突然降低了，而接近 0.5Hz 的高频成分大大增加，说明窦性心律被心室心肌细胞高频自主心律代替。这是在短时傅立叶谱和伪维格纳分布谱中无法清晰看到的。因此，Hilbert 谱可以作为研究 HRV 动态性质的主要的时频分析工具。

小波谱在揭示信号的剧烈变化方面有特殊的优势。在 207 记录对应的 HRV 信号的连续小波谱中，在 200-300 秒发生心室纤颤前后，谱的幅度有明显改变。但小波的时间尺度谱没有 Hilbert 时频谱直观，不便于进行生理意义的分析。

时频分析可以研究 HRV 信号的动态变化特征，这是常规功率谱分析方法所无法做到的。但目前时频分析方法仍处于发展阶段，HRV 时频动态谱分析的结果还有待给出合理的解释，而 HRV 的 Hilbert 谱具有更好的分辨率，可以在精确解释 HRV 动态特性上发挥更大作用。

5.5 小结

本章研究了以小波变换和 EMD 分解为代表的多尺度时频分析在 HRV 时域、频域和时频联合分析方面的应用情况。与传统的 HRV 时频域分析方法相比，多尺度分析可以在时域和频域的不同尺度上 HRV 进行分析，从而能够提供比传统分析方法多得多的信息。特别是由 EMD 方法得到的 Hilbert 边际谱比直接 FFT 得到功率谱更为光滑，又避免了 AR 谱估计方法要确定模型阶数的困难，并可以使用不同的 IMF 分量对 HRV 频谱进行分组，而且 HRV 的 Hilbert 时频谱具有很高的分辨率，适合作为研究 HRV 动态特性的工具。

第六章 结论与展望

6.1 主要结论

基于RR间期序列的心率变异性(HRV)分析是近20年发展起来的无创性检测评估心脏自主神经功能的方法,在科研和临床上有较大的应用价值。HRV分析的第一步是R波的准确检测。从本文的研究可知,在R波检测算法中以小波变换为代表的多尺度分析方法,可以将ECG分解成不同尺度的信号,噪声得到分离抑制,通过并适当选择尺度信号和不同尺度信号间的联系大大提高R波检测的准确性。特别是通过小波变换计算表征ECG信号的不同尺度上奇异性的李氏指数的方法,从根本上改善了传统检测单纯依靠幅度或斜率等阈值法的缺陷,使准确率有了明显的提升。本文还证明了EMD方法作为一种自适应的多尺度分析方法在R波检测方面也有应用的潜力。

HRV分析已经发展了包括时域统计指数和频域特征指数在内的标准方法。根据心率变异性本身的动态特性,目前研究的发展方向是时频联合分析和非线性动力学分析。本文研究了基于多尺度时频分析方法在HRV时域、频域和时频联合分析的方面的应用情况。与传统的HRV时频域分析方法相比,多尺度分析可以在时域和频域的不同尺度上对HRV进行分析,能够得到比传统分析方法更为丰富的信息。在时域分析中,经过小波变换或EMD分解得到不同尺度的HRV信号可进行统计学分析,并有工作证明这些多尺度信号的统计分析指数具有更好的敏感性和指示性。在频域分析中,RR间期在EMD变换后得到的边际Hilbert比FFT谱更为光滑,又不像AR谱估计方法要确定模型的阶数,并可以使用不同的IMF分量对HRV频谱进行分组,小波变换也具有同样的效果。在HRV时频联合分析中,经EMD方法得到的Hilbert时频谱具有很高的分辨率,适合作为研究HRV动态特性的工具。连续小波时间-尺度谱对揭示HRV的变化程度有特殊作用。

6.2 未来研究工作的展望

HRV分析经历了统计学指标分析、频域谱分析的发展阶段,并向着多尺度时频联合分析和非线性动力学方向发展,而建立有效的HRV在生理学意义上的解释模型是今后一段时间里HRV分析工作需要解决的重要问题。

为了更为有效的利用现有分析方法研究HRV特性,可以建立一个集HRV时域统计学、频域谱分析、多尺度时频联合检测,以及非线性动力学分析方法于一体的软件分析平台,并通过不同分析方法结果之间的比较分析更有效的探索HRV中包含的丰富信息。

这样的软件平台应该包含尽可能多的功能,传统方法(统计学方法、谱估计方法)与先进方法(时频分析、非线性动力学分析方法)并重,包含从R波检测、信号预处理(趋势项去除、信号插值、任意数据段截取)到信号分析综合等研究HRV信号各个阶段所必需的方法,可与心电信号采集系统相结合,组成了一个完整的HRV信号处理系统,或者成为ECG分析工作站的一个重要子系统。

参考文献

- [1]Heart rate variability standards of measurement, physiological interpretation, and clinical use. European Heart Journal 1996, 17: 354-381
- [2]Odemuyiwa O, Malik M, Farrell T, et al. Heart rate variability index and left ventricular ejection fraction for all-cause mortality, arrhythmic events and sudden death after acute myocardial infarction. Am J Cardiol, 1991, 68: 434-439
- [3]张立藩, 心率与血压的变异性: 分析方法、生理意义及其应用, 生理科学进展, 1996; 27(4): 295-300.
- [4]W. J. Tompkins, Biomedical digital signal processing, Prentice Hall, Englewood Cliffs, NJ, 1993.
- [5]LI Cui-wei, ZHENG Chong-Xun, YUAN Chao-wei. Detection of ECG characteristic points using wavelet transforms [J]. IEEE Trans on BME, 1995, 42(1): 21-28.
- [6]Sahambi J S, Tandon S N, Bhatt RKP. Using wavelet transforms for ECG characterization [J]. IEEE Eng Med Biol., 1997, 16(1): 77-83.
- [7]Afonso VX, Tompkins WJ. ECG beat detection using filter banks [J]. IEEE Trans BME, 1999, 46(2): 192-202.
- [8]冯劲松编译, 使用数学形态学的 QRS 复合波检测方法, 国外医学生物医学工程分册 1994, 17(6): 345-350.
- [9]邱庆军等, QRS 波检测方法的回顾与新进展. 中国医疗器械杂志 [J], 1999, 23(6): 344-349.
- [10]Bert-Uwe Kohler, Carsten Hennig, Reinhold Orglmeister, The principles of software QRS detection, IEEE Engineering In Medicine and Biology, 2002. 1-2: 42-57.
- [11]M. Ahlstrom and W.J. Tompkins, Automated high-speed analysis of Holter tapes with microcomputers. IEEE Trans. Biomed. Eng. 1983 300(10): 651-657.
- [12]Pan J, Tompkins WJ. A real time QRS detection algorithm. IEEE Trans BME, 1985, 32: 230-6
- [13]杨福生, 吕扬生. 生物医学信号的处理与识别 [M]. 天津科技翻译出版公司, 1997, 400-408.
- [14]Xue Q Z, et al. IEEE trans on BME 1992; 39: 317~329.
- [15]余辉等, 二次微分小波在心电图 QRS 波检测中的应用 [J], 中国医疗器械杂志, 2001(6), 334-337.
- [16]谢远国等, 基于多分辨率分析的心电图 QRS 波检测, 医疗卫生装备, 2003(9), 5-6.
- [17]Javier Mateo, Pablo Laguna Improved Heart Rate Variability Signal Analysis from the Beat Occurrence Times According to the IPFM Model, IEEE Transaction on Biomedical Engineering 2000, 47(8): 985-997.
- [18]Marek M .Heart rate Variability: standards of measurement, physiological interpretation, and clinical use [J]. Circulation, 1996, 93: 1043-1065.
- [19]Kobayashi M, Musha T .1/f fluctuation of heart beat period [J]. IEEE Trans Biomed Eng, 1982, 29(6): 456-457.

- [20]Pola S, Macerata A, Emdin M, et al Estimation of the power Spectral density in nonstationary cardiovascular time Series: assessing the role of the time frequency representations(TFR)[J] IEEE Transaction on Biomedical Engineering, 1996, 43(1):46-58.
- [21]廖旺才, 胡广书, 杨福生. 心率变异性的非线性动力学分析及其应用[J]. 中国生物医学工程学报, 1996, 15(3)193-201
- [22]Norden E .Huang, Zheng Shen, Steven R.Long, et al .The empirical mode decomposition and the Hilbert spectrum for nonlinear and non-stationary time series analysis [J].Proc. R .Soc .Lond .A, 1998:903-995.
- [23]Better Algorithms for Analyzing Nonlinear[EB/OL] , Non-stationary Data.<http://tco.gsfc.nasa.gov>.
- [24] CH Loh. Application of the empirical mode decomposition-Hilbert spectrum method to identify near-fault ground-motion characteristics and structural responses[J].Bulletin of the Seismological Society of America, 2001, 91:1339-1357.
- [25]Schlurmann, T., Bleck, M., Oumeraci, H., 2002.Wave Transformation at Artificial Reefs described by the Hilbert-Huang Transformation. In: Proceedings of the 28th International Conference on Coastal Engineering(ICCE 2002), vol.2, PP.1791-1803.
- [26]胡劲松等, 旋转机械振动信号基于 EMD 的 HT 和 Winger 分布时频分析比较, 汽轮机技术, 2003,45 (10),336-338.
- [27]Echeverria J C. Application of empirical mode decomposition to heart rate variability analysis [J]. Medical & Biological Engineering & Computing , 2001,39:471-479.
- [28]D. Gabor. Theory of communication. J.IEE,93: 429-457,1946.
- [29]J.Ville. Theorie et applications de la notion de signal analytique. Cables et Transm, 2A(1)61-74,1948.
- [30]Cohen L, Generalized phase-space distribution function, J. Math Phys., 1966,7:781-806.
- [31]I. Daubechies. Ten Lectures on Wavelet. SIAM Philadelphia, PA, 1992.
- [32]Mallat S G A theory of multiresolution signal decomposition: the wavelet representation. IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell., 1989,11: 674-693.
- [33]A.Cohen, I. Daubechies and J.C. Eeauveau. Biorthogonal bases of compactly supported wavelets. Commun. On Pure and Appl. Math., 45:485-560, 1992.
- [34]S.Jaffard. Pointwise smoothness, two-microlocalization and wavelet coefficients. Publications Matemetiques, 35:155-168,1991.
- [35]王超文等, 用于 ECG 信号检测与重建的双正交样条小波滤波器, 北京生物医学工程, 2001, 20(1):25-28.
- [36]丁哨卫等, 基于自适应小波变换的 QB5 波检测算法, 中国科学技术大学学报, 1998, 28 (5) : 581-587.
- [37]Sander M S et.al. Wavelet Transform and Neural-Network-Based Adaptive Filtering for QRS Detection, Proceeding of the 22nd Annual EMSS International conference, July 23-25, 2000, Chicago IL.
- [38]Cohen L. , Time-frequency analysis, Englewood Cliffs, 1995, NJ:Prentice Hall.
- [39] Long S. R , Huang N. E. , Tung C. C, et al. The Hilbert Techniques:

an alternate approach for non-steady time series analysis, 1995, IEEE Geoscience Remote Sensing Soc, Lett, 3, 6-11.

[40] Copson E T. Asymptotic expansions. 1967, Cambridge University Press.

[41] Gravier B.M., N. N. J, Pelstring J.A, An assessment of the application of the Hilbert spectrum to the fatigue analysis of marine risers. Proceedings of the International Offshore and Polar Engineering Conference, 2001. 2: p.268-275.

[42] Ashkenazy Y, Lewkowicz M, Levitan J, et al. Discrimination of the healthy and sick cardiac autonomic nervous system by a new wavelet analysis of heartbeat intervals. Fractals, 1998:47-51

[43] Thurner S, Feurstein MC, Teich MC. Multiresolution wavelet analysis of heartbeat intervals discriminates healthy patients from those with cardiac Pathology. Phys Rev Lett, 1998;80:1544-1547

[44] Teich MC. Multiresolution wavelet analysis of heart-rate variability for heart-failure and heart-transplant patients. Proceedings of the IEEE EMBS Meeting, 1998:254-260

攻读学位期间发表的学术论文目录

- 1、李向军，陈裕泉，一种基于经验模式分解的心电 QRS 波检测方法，《电子科技大学学报》，已录用；
- 2、李向军，陈裕泉，QRS 波群时频检测方法的新进展，《国外医学（生物医学工程分册）》，已录用；

致 谢

没有许多人的帮助，很难想象本文能够顺利完成，借此方寸之地，谨表示作者的衷心感谢。

首先要感谢的是我的导师陈裕泉教授，教授渊博的知识、严谨的治学态度、谦虚的为人风范都给我留下了终身难忘深刻的印象，并将影响我以后的学术生涯和人生道路。

在攻读期间，许多同学和师长给了我许多的鼓励和帮助，感谢赵治栋博士，为我提供很多研究的建议；感谢方向生同学，为我的许多工作提供了协助。

真诚感谢单位和领导的支持，使我能有宽裕的时间和精力从事研究和论文写作。

最后感谢我的父母，是他们给我无私的爱与巨大前进的力量。

李向军

2005 年 6 月