

- 3) 以小波变换理论为基础, 提出了脉搏信号的小波去噪算法, 用于去除脉搏信号中的基线漂移、工频干扰及肌电干扰噪声。实现了脉搏信号 5 个特征点的提取。研究了不同生理状态下主波间期的差异性, 采用小波包能量比例分析的方法, 有效地分析了不同生理状态下脉搏信号的时频变化规律。
- 4) 研究了脉搏主波间期具有与心率变异信号 (HRV) 相似的性质。重点研究了不同生理状态下的脉搏主波间期序列的非线性特性, 完成了对不同生理状态下具有混沌特性的脉搏主波间期时间序列的非线性参数 (关联维数、最大 Lyapunov 指数、近似熵、复杂度) 的估算, 并利用这些非线性参数定量比较了不同生理状态下脉搏主波间期的非线性特性的差异。
- 5) 实验研究了不同情绪状态下脉搏信号的变化, 采用非线性分析手段, 比较研究了人体不同情绪状态的脉搏主波间期同样进行上述非线性参数的估算的比较, 可以得出, 不同情绪状态下的脉搏主波间期序列的混沌程度也不相同, 但是对于不同的非线性参数得出的规律性不尽相同, 因此还不能得出如上述不同生理状态下的一致性的规律; 对汽车振动噪声这一特定环境对人体脉搏信号的改变进行初步实验研究, 得出了有意义的实验结果。

关键词: 脉搏信号; 非线性动力学; 脉波特征参数; 小波变换技术; 情绪; 代替数据法; 汽车振动噪声

## Abstract

**Abstract:** Pulse waves play really important role in the research field of cardiovascular system, which directly reflect the fluctuation of heart and artery cardiovascular system. In this paper, the generating physiological mechanisms of pulse waves are firstly particularly described according to the view of physiological anatomy and nervous system.

An efficient de-noising algorithm for removing baseline drift, disturbances of working frequency and electromyography from human pulse signals is proposed based on wavelet transform theory. Then the de-noised pulse signals are decomposed using wavelet decomposition and certain detail components are reconstructed. The peaks of main pulse wave, i. e. P-waves, are extracted based on the above reconstructed filtered signals and threshold approach firstly. And then, five feature points of the pulse signal are identified. The extraction of T-wave peaks, D-wave peaks, V-wave troughs and starting points are achieved depending on the position relations between these points and P-wave peaks.

The continuous pulse waves exhibit obvious periodically and with discrete frequency spectra. The amplitude frequency spectra are calculated for different physiological states here. Pulse wave signals also show complicate multi-frequency band characteristics. The time-frequency changing rules of pulse waves in different physiological states are analyzed with a given wavelet package based energy ratio method.

The time series of the pulse main peaks (i. e. PP wave intervals) are similar with HRVs. Nonlinear characteristics of PP intervals are mainly analyzed for different physiological states. With surrogate data method, which is applied to identifying the existing chaos of PP intervals of pulse, it is proved that the series of PP intervals of pulse are chaotic. After introducing details of the surrogate data method, some characteristic parameters in the method are used to compare different physiological and pathological states.

Some nonlinear parameters of PP wave intervals are calculated here, including correlation dimensions, maximum Lyapunov exponents, approximate entropy and complexity. All these values are used to distinguish quantitatively for the differences among physiological and pathological states.

Then a digital signal measuring and recording device for pulse waves is developed which includes local flash memory and multi-communication channels, in which suitable amplifier, filter and advanced embedded system techniques are adopted carefully. The really weak pulse waves at finger can be detected easily, conveniently and accurately with it.

At last, the changes of pulse waves are studied for different emotion stress states by using nonlinear analysis methods. Furthermore, some research on the changes of pulse waves under situation of vibration and noise environment in a car are also studied.

In summary, nonlinear characteristics of pulse waves are analyzed based on measured data. With nonlinear dynamics, chaos identification theory nonlinear estimation together with wavelet transform technology, pulse wave signals are treated for de-noising and extracting of characteristic points. Nonlinear description and identification are finished for different pulse waves in different physiological status, such as healthy, sexual, age, sleeping states etc. Furthermore, these also are applied on the research under different emotions and the special situation of car vibration and noise environment.

Certainly, there are much more things to do to explain the principles of pulse waves in different physiological statuses, and the algorithms and some conclusions also need much more clinical experiment to be testified.

**Key words:** pulse wave; nonlinear dynamics; wavelet transformation; pulse wave character parameter; surrogate data method; emotion; car vibration and noise

## 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，也不包含为获得浙江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：韩清峰 签字日期：2007 年 6 月 13 日

## 学位论文版权使用授权书

本学位论文作者完全了解 浙江大学 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 浙江大学 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。

(保密的学位论文在解密后适用本授权书)

学位论文作者签名：韩清峰

导师签名：王平

签字日期：2007 年 6 月 14 日

签字日期：2007 年 6 月 14 日

学位论文作者毕业后去向：

工作单位：江苏省扬州大学环境科学与工程学院

电话：13270012632

通讯地址：江苏省扬州大学环境科学与工程学院

邮编：225009

# 第一章 绪论

## 1.1 目的和意义

### 1.1.1 人体生理信号的复杂性及其研究意义

人的心脏搏动、血液循环、肺的张缩、胃的蠕动、脑思维等，是在不断变化的状态下完成人体各种功能，人体的各种生理信息都与复杂生理机制直接相关，是生命系统的直接反映，且具有明显的复杂性<sup>[1]</sup>。

从神经生理的角度，人体是一个极其复杂的空间和时间有机融合的整体，自主神经系统（Autonomic nervous system, ANS）连接着人的大脑、心脏和身体，它分成两个分支，一个是交感神经系统（sympathetic and parasympathetic nervous system），它通过提高心率来使人体做好行动的准备，另一个是副交感神经系统，它通过降低心率来使人体运动停下来<sup>[2]</sup>。自主神经系统主要实现对内脏器官的调节，所包含的子系统数量大，种类繁多，而各子系统之间又是相互作用、相互协调的，是一个典型的开放式复杂系统；同时，自主神经系统又是自组织的，子系统间相互协调与合作，在一定条件下，能自发产生在时间、空间和功能上稳定、有序的结构，即自主神经系统本身自动趋于稳定、有序<sup>[3]</sup>。一般地，人们无法直接考察这种神经活动及其引起的生理变化，一般只能通过测量各种生理信号以达到观察生理变化、进而了解神经活动的目的<sup>[4]</sup>。

对于身体健康的人来说，血压、体温、心电、脉搏、脑电、呼吸等生理信号都具有一定的数值，或者有其正常变化的参数范围。传统上认为，健康的生理系统应该是稳定不变的，然而，很多研究已经证实，与预期的情况恰恰相反，生命中存在着各种复杂的节律变化，这些生物节律很少遵循严格的周期性波动，而是大多随时间呈现不规律的（随机的或者非线性）的变化，按十分复杂的方式波动，即使是在休息或平静的健康生理状态下也是如此<sup>[5]</sup>。

生理参数变化的影响因素及其变化规律十分复杂，主要包括以下三个方面：首先，对于不同的生理状态，例如个体、年龄、性别、运动、睡眠等差异都会存在明显的生理状态差异，各种生理信号会反映出明显的波动。而当人体面临不适、疲劳、衰老、疾病或是濒临死亡时，各种生理信号会出现不正常的波动，事实上

医生也正是利用这些变化和波动规律来诊断患者的健康和疾病状态。已有研究表明,人体生理状态的变化所引起的生理信号参数变化的存在非线性特征,不同生理和疾病状态对应不同的生理参数变化规律。

其次,神经控制变化时身体会产生各种反应,情绪(Emotion)的变化必然引发生理上的变化,即人体的生理状况会随着情绪的不同而发生特殊变化,人体的心理状态和生理现象有着直接的关系。这方面的研究又称为心理生理学(Psychophysiology)<sup>[6]</sup>。情绪变化主要是指紧张、恐惧、气愤、窘迫、高兴以及高度精神集中等,有的人还认为包括人的感知、认知等高层次神经活动。通过合理选择并考察人体不同生理参数的实时变化,人们可以研究这些心理与生理变化之间的关系,甚至进而实现人为调控。另外,随着社会竞争日益激烈,生活节奏不断加快,很多人明显感觉到精神压力带来的沉重负荷,日常工作和生活的精神负荷也与各种疾患有着密切关系,长期精神压力也是致病的重要因素之一,即所谓的心源性疾病<sup>[7,8]</sup>。有效地分析人体在各种精神状态下的生理信号,对于预防各种心源性疾病和亚健康疾病、提高生活质量也有着重要意义。

再者,人体生理会对变化的环境产生应激反应,各种生理信号的复杂波动易受环境变动的直接影响<sup>[9,10]</sup>。作为环境对人体生理影响研究的一个方面,振动噪声环境对人体生理的影响更为工程界所重视。人体对所受振动噪声的反应是相当复杂的<sup>[11,12]</sup>,包括健康状况、舒适程度、工作效能、主观感觉、晕车反应等,且在很大程度上受外界因素的影响,如期望、动机、疲劳、刺激以及个人心理与生理方面的差别及变化等。例如,汽车振动噪声环境可以引起乘员心跳、脉搏、血压、体温、心电、脑电、呼吸的明显变化和波动<sup>[13,14]</sup>。利用这些生理信号的变化和波动规律来判断人体的不同生理状态,进而分析车辆的舒适性,可为提高汽车设计水平提供依据,又可以有效地帮助乘员减少疾病和交通事故的发生。

因此,对复杂的人体生理信号进行研究具有重要的科学理论价值。可以认为,研究人体生理信息的复杂性,探索其内在机制和外在变化特点,将涉及自然科学和人文社会科学的众多领域,与工程、生命、医学、信息、经济等领域密切相关,具有重大的科学价值<sup>[15]</sup>。从非线性科学的角度,生命系统是高度复杂的系统,是混沌和有序的复合<sup>[16,17]</sup>。在这一领域的许多研究(包括基础性数据)都会对基础科学研究、探索生命机理具有潜在的重要意义<sup>[18]</sup>。

另外,研究人体生理信号还具有较强的实际应用价值。由于人体生理信号蕴

涵着极其丰富的可用于医学保健的生理信息，在医疗和保健中各种各样的检测和诊断方法中，都需要对各种生理信息参数变化及其内在生理机制进行不断地深入分析。

### 1.1.2 脉搏信号的特点及其研究价值

人体生理信号种类繁多。从生理变化和神经系统研究的角度，常采用脑电信号 (Electroencephalogram, EEG)、肌电信号 (Electromyogram, EMG)、心电信号 (Electrocardiogram, ECG)、心音 (Heart Sounds)、心率 (Heart Rate)、血压 (Blood Pressure)、体温 (Skin Temperature)、呼吸 (Respiration)、肌肉张力 (Muscle Tension)、眼动信号 (Eye Movements)、脉搏信号 (Blood Pulse Wave) 等。

人的脑电信号是脑神经细胞群的电生理活动在头部皮肤表现的总体反映，直接表现出中枢神经系统的活动<sup>[19]</sup>。许多研究已经证实，脑电信号反映人的生理状态，也能反映出人的精神状态。脑电信号一般都需要专业的高档脑电图机才能实时采集数据。脑电信号的时域波形很不规则，一般需要从频域上加以分析。

在临床医学和生物医学工程研究中广泛应用心电信号。心电信号的产生原理是，心脏有节奏的收缩和舒张活动的同时，心肌激动所产生的微小电流可经过身体组织传导到体表，体表各部位在每一心动周期中也都发生有规律的电变化<sup>[20]</sup>。将两个电极置于人体表面任何两点，用导线与心电图机的正负两极相连，就可将这两点间的电位差导入心电图机，从而描出一系列心电波。临床上广泛应用的心电图导联有标准导联、单极肢体导联和胸前导联三种。心电信号可以直接反映心脏的功能。心电信号的分析方法主要包括心率 (Heart Rate) 分析、心率变异性 (Heart Variability) 分析以及心电信号的波形分析 (如 T 波幅值分析) 等。

心音信号则是心脏及心血管系统机械运动状况的反映，是由心脏瓣膜开闭、心肌振动、血液加速或减速流动引发的。心音信号中包含心脏各个部分及其之间相互作用的许多生理和病理信息，心音的频率范围一般是 20~200Hz。心音信号可采用电子听诊器采集得到，在临床医疗中，心音无创诊断是一种对于冠状动脉阻塞的早期诊断十分有意义的辅助方法<sup>[21]</sup>。

眼动信号的记录与分析包括眨眼频率 (Eye Blink Rate)、眨眼周期 (Eye Blink Duration) 及眨眼潜伏期 (Eye Blink Latency) 等<sup>[22-24]</sup>。眼动信号应用较多的是有

关视觉负荷引起的眨眼次数变化、睡眠引起的快速眼动活动等。

肌电信号是产生肌肉力的电根源，是许多运动单元产生的动作电位序列的总和。临床上常采用针刺入肌肉的肌电图机测量，目前人们也采用方法表面肌电的无创检测方法。肌电信号多用于诊断神经肌肉接头功能、判断肌肉功能障碍的治疗效果等<sup>[25]</sup>。其中 GSR (Galvanic Skin Response) 是皮肤电响应的一种，目前也用于研究环境事件对个体心理状态影响的研究<sup>[26]</sup>。

脉搏信号是人们广泛熟知的一种重要的生理信号。脉搏信号是由于心脏心室周期性收缩和舒张导致主动脉的收缩和舒张、血流以压力波的形式从主动脉根部出发沿动脉系统传播而产生的压力波。脉搏与动脉血压有直接关系。脉搏信号的波形变化反映了一个心动周期内动脉血压随时间的脉动变化，同时，血流、血管阻力、血管壁弹性等血流参数的变化也能够间接地从脉搏中得到反映。在传统中医学中，脉诊具有十分重要的价值，即可以通过脉搏波了解心脏工作情况和血流动力，进而分析整个血液循环情况，推断机体能力<sup>[27]</sup>。人体多种生理病理变化（特别是心血管系统的变化）都会对脉搏产生明显影响。人的脉搏信号可以在体表动脉（如颈动脉、肱动脉和桡动脉）等处检测出。

利用脉搏推定人体的生理病理信息，不仅是传统中医学的重要内容，在国际上也受到广泛重视<sup>[27-33]</sup>。研究脉搏信号不仅局限于医学价值，而且还有许多方面的意义，主要涉及如下几个方面。

首先，脉搏信号是血压的直接反映。血压的高低不完全取决于心脏收缩力量的强弱，还与血液流动需要克服的各级动脉阻力有关，是心脏收缩力和克服各种阻力的综合结果。脉搏波的传播特性与心血管系统的力学参数变化密切相关，综合反映了人体心脏血管系统的运动状态和生理特征。例如，当血管阻力和动脉弹性参数变化时，脉搏波的波形会发生变化。当血管阻力较低、动脉弹性较好时，脉搏波的升支和降支均较陡峭，形成高而尖的主波，而当血管阻力逐渐增大、动脉弹性逐渐变差时，脉搏波形也逐渐变化，潮波的出现位置逐渐抬高。在我国心脏血管系统疾病是人的主要死亡原因，对广大人民的健康和生命构成了严重威胁。分析脉搏信号，能够直接满足对各种疾病进行诊断治疗和医疗保健的需要。

再者，脉搏信号可以综合反映人体心脏器官和血液循环系统的生理变化，并直接受到生理状态、精神状态和外部环境的影响。人的心脏血液系统是密不可分的，其运动规律受到人的中枢神经系统和自主神经系统的综合控制作用，心率、

血压等参数与脑电信号、心电信号等多种参数密切相关并在节律协调中起着主要作用。因此，脉搏信号可以直接反映心脏血液系统在神经控制下的生理变化。

鉴于人体生理系统的复杂性，特别是针对心血管系统的复杂性，在现代生物医学领域、生理信息领域、数理科学领域，都在进行人体生理信息的非线性研究。以脉搏信号为基础进行以非线性分析为特色的研究，不仅对人体生理状态可以进行定性定量地分析描述，对人体健康状态和生理应激机制监测，而且还可以对深入理解人体生理信息的深层次非线性机理奠定一定的基础。

### 1.1.3 本文工作的出发点

当前，人的健康观念和生活方式正发生着深刻的变化，对健康保障提出了越来越高的要求。各种医学电子仪器大量涌现，人们希望能够对人体日常生活状态下的健康状态进行监测，对自己的健康状况加以掌握，做到主动预防。同时，对于明确诊断的患者，可以随时掌握自己病情的变化以决定到医院复诊的需求；对于许多偶然性和突发性疾病，能够再现和捕捉易逝的典型生理信号。因此，国际上，医疗康复和保健的重心正由以医院为核心的医疗保健体系向以家庭为基础的社区或个人卫生服务体系转移。近十几年来，各种生理信号的监护仪器已成为各级各类医院中的常用设备，得到了广泛应用。这类监护设备的监护参数不断增多，功能也在不断加强，由过去的简单监护发展到对异常波形的自动记录与分析。但是，这些仪器大多价格昂贵，而且体积很大、不便携带，使用起来也需要很多专业知识。随着医学监护的发展和成熟，特别是传感技术、计算机技术的高速发展，同时针对我国所面临的社会老龄化、医疗费用高，以及人口众多、医院和交通容量有限等一系列严重的社会问题，本文旨在设计针对家庭和方便使用的、能够实时和连续长期采集人体脉搏信号的装置系统，能使被监测者方便地获知自身的生理状态，实现识别诊断。

通过测量脉搏信号，对其利用不同的方法进行分析，提取有效特征信息，在此基础上对人体的健康状态、个体差异甚至精神负荷和外部环境影响程度加以判断，是十分有价值的研究。即研究不同生理状态下人体脉搏信号的特点和规律、研究由于人体心理变化引起的人体脉搏信号变化的特点和规律、研究不同振动噪声环境下人体生理状态的变化，以期在典型工程应用（如汽车舒适度的改进）中

得以应用。

因此, 本论文以脉搏信号为对象, 以定量分析人的健康状态、情绪心理状态、人对环境影响的应激为目标, 在完成脉搏信号的便携式连续采集技术的基础上, 采用非线性动力学和混沌理论、非线性变换技术, 给出脉搏信号分析的几种非线性方法, 进而对比分析不同的生理状态和病理状态、性别和年龄差异、精神状态差异以及人体生理对环境变化的应激反应, 在深入了解脉搏信号独特性质的同时, 以期在健康状态监测与个体保健中得以应用, 同时对人体生命的复杂性现象及规律得到进一步的深入认识。

## 1.2 研究现状的对比分析

### 1.2.1 脉搏信号的检测技术

脉搏测量可以为血压、血流等其它生理检测提供生理参考信息以及许多有价值的诊断信息, 是进行脉搏量化研究基础。近十年来, 已研制出种类繁多的装置, 用以采集或识别脉搏信号, 甚至可以模拟中医切脉的手指功能, 如基于压力传感器的腕带式 PVDF 薄膜脉搏测量传感装置、基于压阻传感器的脉象仪、基于光电式传感器的光电容积式脉搏计、光闸式桡动脉脉搏传感器、基于传声器的脉搏拾取装置和应用超声多普勒检测技术的脉象检测装置等<sup>[34]</sup>。其中脉搏检测器探头式样很多, 有单部、三部、单点、多点、刚性接触式、软性接触式、气压式、硅杯式、液态汞、液态水、子母式等。组成脉搏检测探头的主要原件有应变片, 压电晶体、单晶硅、光敏元件、PVDF 压电薄膜等, 其中以单部单点应变片式为最广泛, 不过近年来正在向三部多点式方向发展<sup>[35]</sup>。

不同传感器采集得到的原始脉搏信号不同, 光电式脉搏检测装置对检测位置要求不严格, 信号的适应性、稳定性和重复性较好, 尤其便于非医务技术人员操作使用, 适合长时间临床监护及家庭医疗保健。在本论文中, 采用了指端光电容积脉搏传感器<sup>[36]</sup>, 在恒定波长的光源的照射下, 通过检测透过手指的光强将可以间接测量到人体的脉搏信号。这种脉搏传感器是一种容积式脉搏血流传感器。容积式脉搏血流是指外周血管中的微动脉、毛细血管和微静脉内流过的血液, 其脉动变化反映出心搏功能、血液流动、外周血管和微循环等诸多心血管重要信息。

为了实现数字化采集与记录,常常采用以计算机为核心的脉搏采集系统。随着嵌入式技术的发展,大量先进的以嵌入式系统为核心的采集系统广泛应用在各类医学检测仪器中<sup>[37]</sup>。本文研究的一种便携式连续记录脉搏检测装置,通过对手指末端透光度的测量间接检测脉搏信号,利用 ATmega64 单片机为核心的嵌入式系统,实现长时间采集和脉搏数据记录,同时具有与计算机的通信功能<sup>[38]</sup>。

### 1.2.2 脉搏信号的非线性特性

现有研究表明,动脉中脉搏波传播的非线性效应主要来源于心脏的非线性激励、血管系统几何形状及力学性质非线性、血管壁运动的非线性、血液流动的非线性流体的特殊性,以及动脉血管分支系统的复杂性以及脉搏传播的复杂性等因素<sup>[29]</sup>。脉搏信号反映心脏和动脉血管综合作用下的动脉血压的变化情况,脉搏信号会随着检测状态及时间的变化而变化,具有明显的非平稳特点,具有时变性、频变性的特点。不同生理状态下的脉搏信号谱线具有宽带和多峰特征,不同个体和不同生理状态的脉搏信号频谱特征有明显区别。

完整的脉搏波形结构比较复杂,且受多种生理因素的影响,存在明显的个体差异。但是,脉搏波形的主要特征点,如主波 P 波、切迹 V、潮波 T 波、重搏波 D 波等构成一系列特定的间期序列。其中连续波形之间的主波期具有与 HRV 相一致的序列,而 HRV 的复杂非线性已经得到了广泛的研究<sup>[39]</sup>。同时,对于脉搏信号,由射血时值、心缩期时值、心舒期时值等组合构成的间期序列具有更为复杂的非线性特点,这在目前还没有引起人们的重视。

### 1.2.3 脉搏信号的非线性分析方法的评述

目前,国内外对于生理信号的研究已初具成果。生理信号的分析 and 处理是现代医学理论中的一个具有重要意义的研究领域。近年来,为了帮助医务人员检查不同的生理信号并从中挖掘在原数据中不可见的隐含信息,生物医学工作者已经开发了多种算法和处理技术<sup>[40,41]</sup>。目前主要包括如下几个方面:时域分析法,即在时间域内分析脉搏信号的动态特征,通过对主波、重搏波、重搏波高度、比值、时值、夹角、面积值等参数分析,找出它们与脉搏变化的内在联系,如直观形态法、多因素识脉法、脉象速率图法、脉图面积法等;频域分析法,通过离散快速

Fourier 变换将时域的脉搏波曲线变换到频域, 得到相应的脉搏频谱曲线, 从中提取与人体生理相应的信息, 实现特征分类; 采用人工智能理论和技术 (如数据挖掘、神经网络分类、模式识别、专家系统、机器学习等) 对脉搏进行辨识等<sup>[42]</sup>。

近年来, 人们对生理信息的非线性分析越来越重视。采用非线性动力学方法来研究, 将更加全面地考察相互作用着的复杂生理动力学系统中的各种复杂性能<sup>[3, 16, 18, 43, 44]</sup>。目前, 人们广泛采用非线性理论对心电信号、脑电信号、步态信号、肌电信号等进行分析, 非线性分析的方法主要涉及非线性参数的估算、分形分析、非线性预测与建模等。在当前生理信息的非线性研究中, 逐渐尝试采用非线性理论成果。此外, 还广泛采用小波变换等非线性变换与处理技术。

近年来, 非线性理论和方法发展迅速。非线性动力学理论和方法主要包括非线性动力学的相空间理论、分岔及混沌、分形理论、非线性预测理论等。非线性动力学理论对于实践科学的重要性在于它能定量地描述复杂动力系统的特征并提取复杂系统的演化信息<sup>[15, 45]</sup>。

混沌主要是指确定性系统的随机现象、系统对初始条件的敏感性以及长期不可预测性。混沌的研究主要集中在混沌现象的机理、特征以及描述、控制和利用混沌等几个方面。判定是否存在混沌现象一般同时采用模拟、解的观察、奇怪吸引子分维计算、Lyapunov 指数计算等<sup>[46, 47]</sup>。

分形是指具有精细的自相似结构的集合, 它的整体和局部不能用传统的几何语言来描述。分形一般可以分为确定性分形和随机性分形两类, 前者具有可重复性, 后者是指尽管产生分形的规则是确定的, 但受随机因素影响, 每次产生的分形形态不同。分形维数可以用来度量分形不规则和复杂程度。分形维数的定义方法有多种, 包括 Hausdorff 维、自相似维、盒维、拓扑维、信息维、相关维、容量维、充填维、Lyapunov 维等。以某种方式定义的分形维数一般大于它的拓扑维数<sup>[48]</sup>。

任何一个时间序列都可以看成一个由非线性机制确定的输入输出系统, 如果不规则运动是一种混沌现象, 则利用决策论和非线性技术可以高精度地进行短期预测。对于实际获得的混沌时间序列, 通常需要对其建模和预测。Packard 等最早提出了相空间的重构方法<sup>[49, 50]</sup>, Takens 给出了相空间重构的数学基础<sup>[51]</sup>。Cao 等将小波网络用于混沌时间序列的预测, 较精确地预测参数随时间变化的混沌系统所产生的时间序列值和分形结构, 在少数据时也有效<sup>[52]</sup>。

虽然脉搏信号的非线性研究目前在国际上还少有报道，但是越来越受到人们的重视。代表性成果主要包括脉搏波形特征及其波动变化与生理病理状态的关系<sup>[30,53-56]</sup>，脉搏波形成机理和动力学模拟<sup>[57,58]</sup>，等。关于人体的动脉血压变化的非线性和复杂性，目前还没有得到充分研究。目前比较有代表性的研究有：在文献[59]中，用近似熵研究了血压变异的非线性动力学问题；在文献[60]中，使用指端血压脉搏计连续采集手指脉搏信号，分析了脉搏血压变异；文献[61,62]研究了健康人和糖尿病人的血压和血流速度等生理参数的关联维值、最大 Lyapunov 指数和柯氏熵，以及人在平躺转为被动摇起时的非线性参数在数值上的变化趋势。

因此，对于脉搏信号的非线性分析，可以重点根据非线性动力学理论与方法，对脉搏主波间期和其它特点间期进行分析计算，考察间期序列的吸引子形态（截面图）、分数维、Lyapunov 指数、测度熵等。

由于分形维数和 Lyapunov 指数估算、非线性预测等需要数据长，易受噪声影响，而实际测得的生物信号往往很难达到上述要求，所以目前对生理信息的非线性分析还存在许多不足。首先，在判断系统是否服从非线性规律方面，采用代替数据法最为可信，对于少数数据信号序列，由于无法确认信号的正态分布特性，所以打乱相位的代替数据法较为可靠<sup>[63,64]</sup>。通过比较研究，可以选择采用合理的算法以求解各种不同的非线性参数，这些非线性参数不但对于判别生物系统的混沌性质有着十分重要的作用，而且还可以从定性定量的角度给出系统的混沌性质。虽然近似熵不是用于系统混沌性的判据，但是可以根据少数数据信号计算近似熵，并可以用它区分不同的系统，因此，采用近似熵可以区分和判别不同对象的生理信号的规律性<sup>[65,66]</sup>。

#### 1.2.4 脉搏信号的非线性变换方法的评述

由于傅立叶变换严格地说只适应于确定性信号与平稳信号，而生物医学信号一般都是非平稳随机信号。而短时傅立叶变换也是将平稳的随机信号进行分段划分后进行计算，同样存在着时域和频域分辨率不能同时满足的矛盾。因此，近年来小波理论在生物医学信号处理的各个领域都得到了广泛的应用。小波分析是自 1980 年代以来由 Meyer, Y., Mallat, S., Daubechies, I. 等工作而发展起来的，其原理在于继承并发展了窗口傅立叶变换的思想，同时克服了窗口不能随频率变化而变

化的不足，是一种非常有效的非线性变换方法<sup>[67]</sup>。小波变换可以实现时（空）域和频域同时局部细化，其主要优点在于正交性、方向选择性、可变分辨率、可调整的局部支撑、分析数据量小等。

脉搏信号具有典型的时频特征和时间-尺度特征。小波变换可以容易地处理脉搏信号，如实现消除噪声、波形检测等<sup>[68,69]</sup>。脉搏信号可以划分成几个不同波段，不同波段的频率特征也不相同。通过小波包分解可以分析脉搏信号不同频带内的能量比例关系，进而研究脉搏波形的特征及不同状态下的对比。

此外，用于生理信号分类研究的方法有很多，典型的是采用神经网络等人工智能理论与方法，在生理分析和健康监测中得到了广泛研究和应用<sup>[70,71]</sup>。

### 1.2.5 脉搏信号分析及其在医疗保健、心理生理关系和环境影响方面的研究现状

脉搏信号可以反映心动周期内动脉血压随时间的脉动变化，根据脉搏幅值的变化可以推断血压的变化<sup>[62, 72]</sup>。利用脉搏以及相应得到的血流信息，可以监测人体心血管系统状态<sup>[30, 54]</sup>。脉搏的波形、波幅、波速和节律，会反映出人体心血管系统的多种生理特征<sup>[27,29,73,74]</sup>。许多案例表明，不同生理变化状况的脉搏有明显的区别；根据脉搏信号可以计算出血压、血流、血管阻力、血管壁弹性系数等参数，进而可以定性或定量的考查人体生理状况<sup>[75]</sup>。

利用脉搏信号研究人体心理生理关系目前还很少见。在这方面，人们主要采用脑电信号、肌电信号、眼动变化等。例如，大脑的疲劳程度与脑电波密切相关<sup>[76]</sup>。随着工作环境的变化，工作时间与疲劳程度的增长，脑电信号的相关能量参数呈增加趋势<sup>[77]</sup>。利用肌电测量肌肉表面皮肤或肌肉内部活动时微弱的电流变化，以测量肌肉疲劳，并推论舒适度<sup>[78]</sup>。利用眼动信号来反应生理状态是研究舒适度的一个重要方面。大量实验证明，随着工作时间增长，眨眼次数增加而快速眼动活动增强。

另外，人们采用了心率变化、体温变化、以及面部表情等研究环境对人体生理的影响，得到了一些典型结果。例如，实验证明，环境影响下心率的改变趋势，心率变化率对负荷及生理状态较为敏感<sup>[77]</sup>。采用脉搏信号进行环境影响的研究目前尚没有代表性的成果。

### 1.3 本文的主要内容、技术路线和创新点

在人体心血管系统中，脉搏信号占有独特的重要地位。与心电信号反映心脏的活动不同，脉搏信号反映心脏和动脉血管系统综合作用下的动脉血压的运动情况。本文在完成脉搏信号采集记录的基础上，以大量的脉搏信号数据为对象，进行详细的非线性分析、计算和比较，研究它们的规律。

本文主要是研究人体不同生理状态与不同情绪的脉搏信号的非线性特性，因此需要大量的不同工况下的人体脉搏信号。由于获取不同情况的脉搏数据的难度很大，本文所用的脉搏数据来源于两种途径：从因特网的生理信息库<sup>[119]</sup>中下载的脉搏数据，其中包括三种不同的数据库，分别是：Fantasia Database、MIT-BIH Database 与 The MIMIC Database，这些数据库中的数据对脉搏信号的研究提供了良好的数据来源；利用连续式脉搏检测装置采集得到的不同被试者在不同情绪以及汽车振动噪声环境状态下的脉搏信号。具体包括如下内容：

(1) 首先介绍了一种光电式容积脉搏传感器的基本原理和设计方法，设计了合理的光电放大和滤波电路。基于先进的嵌入式系统，开发了一种具有本地闪存功能和多种通信功能的脉搏信号数字化采集与记录系统，可以实现脉搏信号的便携式连续采集要求；

(2) 脉搏信号会随着检测状态及时间的变化，具有明显的非平稳特点。利用小波变换将含噪声及基线漂移的脉搏进行多尺度分解，在重构过程中实现消噪和消除基线漂移，采用小波变换技术实现信号的特征点提取；介绍了脉搏信号的单波波峰特征参数  $K$  值的计算方法，并利用  $K$  值来比较几种不同的生理状态；对脉搏主波间期的散点图（伪相平面图）进行对照分析，可以比较研究不同生理状态下主波间期的差异性；连续的脉搏信号具有明显的周期性特点，在频域中出现离散的频谱，论文给出了不同生理状态下脉搏信号的频谱图，脉搏信号具有复杂的多频带特征；采用小波包能量比例分析的方法有效地分析了不同生理状态下脉搏信号的时频变化规律；

(3) 研究不同生理状态下的脉搏主波间期序列的非线性性质，介绍了采用代替数据法进行时间序列混沌特性识别的算法，然后对几组不同生理状态下的脉搏信号主波间期进行了混沌特性比较；对不同生理状态下具有混沌特性的脉搏主波间期时间序列的几个非线性参数（关联维数、最大 Lyapunov 指数、近似熵、复杂

度)进行估算,并利用这些非线性参数定量比较了不同生理状态下脉搏主波间期的非线性特性的差异;

(4)最后,研究不同情绪状态下脉搏信号的变化,主要采用非线性分析手段,比较研究不同认知和感受引起的脉搏信号的改变。论文还专门对汽车振动噪声这一特定环境下人体脉搏信号的改变进行了类似的比较研究。

## 第二章 脉搏信号的生理机制及其非线性机理分析

本章首先从生理解剖和神经系统功能实现的角度分析脉搏信号产生的生理机制，然后给出了脉搏波形的描述方法。对不同脉搏信号与人体健康状态的对应关系进行陈述，最后分析了导致脉搏信号呈现非线性特性的内在机理。

### 2.1 引言

脉搏信号反映了心血管系统在神经控制下的生理变化情况。考察人心脏的工作过程可以直接掌握脉搏信号的形成过程。脉搏形成的主要成因是人体心脏的心室周期性收缩和舒张，由心脏泵出的血液流入主动脉，又引起主动脉的收缩和舒张。这样，血流以压力波的形式从主动脉根部出发沿动脉系统传播，形成脉搏波（Blood pressure wave, Blood pulse wave, or Pulse wave），或简称脉搏。

人的自主神经系统的主要功能是实现对内脏器官的调节，特别是对心血管系统的调控，实现心率、血压等多种生理参数的紧密联系和节律协调。自主神经系统的工作过程是一个自组织的复杂非线性过程，它对脉搏信号的形成起着重要的控制作用。

脉搏信号的波形形态与其它生理信号有明显的不同，脉搏信号的主要参数包括波幅、波速和节律。关于脉搏波波形形态的定义在历史传统和许多文献中不完全一致，这里给出了几种典型的波形定义方法，给出了脉搏特征点的具体含义。

人体许多内脏机能状态的变化可在心血管活动上有反映，因而脉搏信号也直接反映了人的健康状态。如心跳快慢、强弱及血管紧张度的变化。根据脉搏信号还可以计算出血压、血流、血管阻力、血管壁弹性系数等参数，进而可以定性或定量地考察高血压、动脉硬化等疾病<sup>[75]</sup>。论文讨论了脉搏信号所直接反映出的与人的健康状态的关系。

脉搏信号的非线性性质已经得到了广泛的承认。脉搏信号的非线性机制主要来源于心脏的非线性激励、血管系统几何形状及力学性质的非线性、血管壁运动的非线性、血液流动的非线性等因素<sup>[29]</sup>。在本章中详细分析了脉搏信号的非线性机理。

## 2.2 脉搏信号的复杂生理机制

心脏跳动及血液运输是产生脉搏的根本原因，同时脉搏还受到自主神经系统的调控作用。

### 2.2.1 脉搏信号的产生

脉搏信号的产生首先归结于心脏的跳动。而心脏是人体最重要最复杂的器官之一。心脏的每天跳动的次数可达 10 万次，其主要功能是通过泵血以维持机体的血液循环。心脏还是人体节律形式的主要发生器，与大脑有着密切的联系。心脏的每次搏动会把神经的、激素的、压力的各种信息以复杂的形式传输给大脑并且贯穿人的全身。因此，心脏也是生理、认知和情感等诸多因素相互作用的重要结点，医学工作者把它视为连接身体、头脑、情感和精神的通讯网络的入口点。心脏的解剖结构如图 2.1 所示。

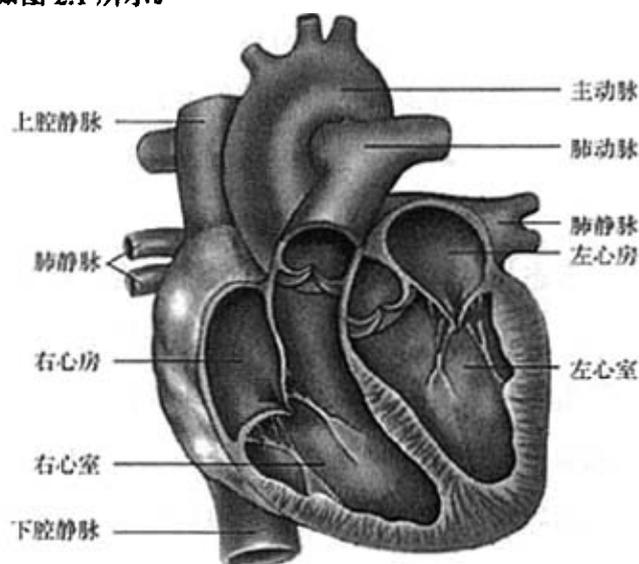


图 2.1 心脏解剖图

Fig.2.1 Sketch of an anatomized heart

心脏由四个腔组成，即左心房、右心房、左心室、右心室。血液首先流入右心房，再通过右心室射入肺动脉。血液在肺部进行氧交换。携带氧的血液经肺静脉回流至左心房，再流入左心室。由左心室泵出的富含氧的血液供给全身组织器官。左心室的肌层最厚、收缩力最大。心脏本身获得氧气及营养物质是通过位于

其表面的三条冠状动脉实现，这三条冠状动脉分别称为左前降支、回旋支和右冠状动脉。

为了能使心脏高效的泵血，心脏需要以协调的方式收缩和舒张。正常心脏跳动的节律称为窦性心率，它的维持依赖于心脏自身存在的一些具有发电起搏功能的细胞团，即窦房结（窦房结位于上腔静脉与右房交界处外侧，界沟处的心包膜下）。窦房结根据人体需要发出电脉冲，通过心房内的电传导通路传遍整个心房，然后经过房室结，再进一步通过心室内的电传导通路（左、右束支，蒲肯野氏纤维）激动心室，进而使心房和心室协调统一地收缩和舒张。

脉搏正是心脏的心室周期性收缩和舒张引起主动脉收缩和舒张、血流从主动脉根部出发沿动脉系统传播时形成的压力波。在每次左心室收缩时，射血入主动脉，使主动脉壁扩张，而当左心室舒张时，主动脉壁产生弹性回缩。脉搏发端于主动脉根部的搏动，并沿着动脉管壁向全身各动脉依次传播。脉搏反应了主动脉内的压力的周期性升降。随心脏收缩和舒张，动脉一张一缩的搏动，在一些浅表的动脉，如桡动脉、颞动脉和足背动脉等，用手指都能容易地摸到。

正常人每分钟脉搏的次数和强弱与心跳次数和强度一致，因此根据脉搏信号可以直接判断心跳的频率和强度。同时，血液循环遍流遍全身，而全身许多内脏机能状态的变化可在心血管活动上有反映，如心跳快慢、强弱及血管紧张度的变化，这些都可从脉搏信号中表现出来。

### 2.2.2 自主神经系统对脉搏信号的调控机制

人的心脏跳动以及脉搏信号是典型的生理节律。这种节律贯穿整个生命的始终，与人体的生理状态特别是神经系统状态紧密相关。这种节律主要受自主神经系统调控。如下图 2.2 所示是人体自主神经系统的连接示意图。自主神经系统连接着人的大脑、心脏和身体，它分成两个分支，一个是交感神经系统，它通过提高心率来使人体做好行动的准备，另一个是副交感神经系统，它通过降低心率来使人体运动停下来。

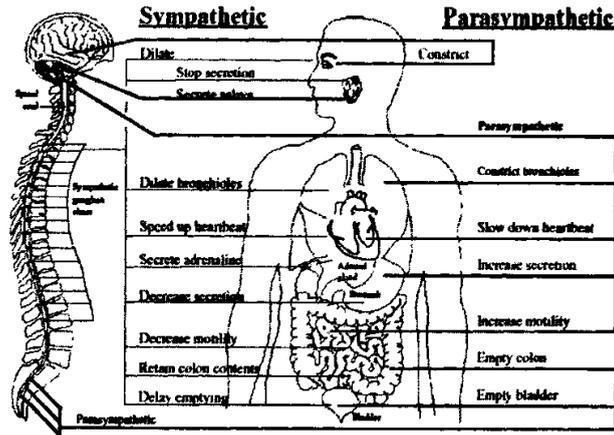


图 2.2 人体的自主神经系统示意图

Fig.2.2 Sketch of human anatomic nervous system

自主神经系统主要实现对内脏器官的调节，所包含的子系统数量大，种类繁多，各子系统之间又相互作用、相互协调，是一个典型的开放式复杂系统。同时，自主神经系统有是自组织的，子系统间相互协调与合作，在一定条件下，能自发产生在时间、空间和功能上稳定、有序的结构，即自主神经系统本身自动趋于稳定、有序。

自主神经系统的功能主要体现在各子系统的协调关系上，其中心率、血压、脑电这三种参数联系紧密，如下图 2.3 所示。

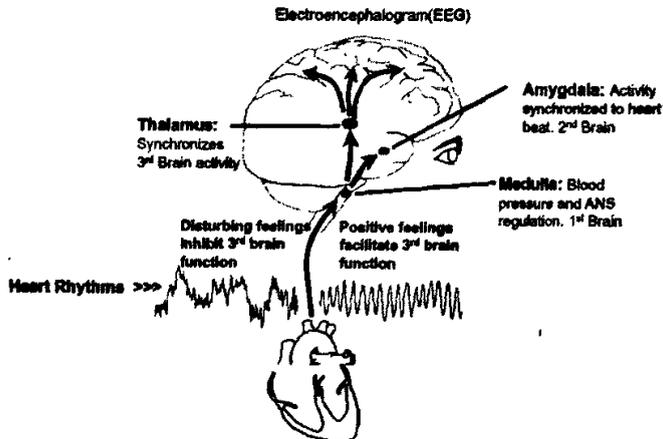


图 2.3 心率、血压、脑电的联系机制

Fig.2.3 Association mechanism of heart rate, blood pressure and EEG

研究表明，正常的心脏节律并不是单调不变的，而是时刻动态变化的。心率

变异描述了正常心跳间期的微小涨落，在脉搏信号中得到直接反映。心率变异受自主神经系统调控的直接作用。而生理状态、健康状态、情绪状态会通过自主神经系统的影响进而影响到心脏节律，即脉搏信号及其心率变异。如在失望或者焦虑等负面情感的影响下，心率变异会变得紊乱和不稳定，这正是交感神经系统和副交感神经系统的不同步现象。而诸如感激与同情等持久的正面情感会产生规则且连贯的心脏节律，反映了自律神经系统的交感神经系统和副交感神经系统这两个分支的同步性。

### 2.3 脉搏信号的波形描述方法

典型的脉搏波形如图 2.4 所示<sup>[70, 79]</sup>。心室收缩、快速射血、主动脉血量增加时，动脉血压升高，脉搏波压力曲线上最前面的陡峭而平滑的上升分支就反映了这一过程，首先出现主波。主波峰值点对应收缩期的最高血压，即收缩压。随后心室舒张，即下降分支过程。主动脉瓣关闭是舒张期开始，此时心室血液停止进入主动脉，主动脉内的血液趋向回流，即向主动脉瓣方向反流，这时在迅速下降的脉搏波降支上出现一个切迹。随后在收缩压波峰的后沿将出现潮波，其大小和位置与动脉硬化程度和血管阻力有关系。之后，血液逆流冲击主动脉瓣，但因瓣膜的阻挡而退向主动脉，使得动脉内的压力又再次迅速升高，即出现重搏波。在重搏波之后，由于血液继续向前流，脉搏波压力下降到最低点，该点是心室舒张末期的压力，称为舒张压。

上述过程对应着脉搏波形中不同特征点和特征参数，如 P 波（主波），T 波（潮波），D 波（二重波），A 波（上击波），V 波（二重波谷波）等。每个波段对应的状态是：PA 之间代表脉搏传输时间；VD 之间代表心脏舒张关闭时间；AP 之间心脏收缩喷发时间；AA 之间代表心脏周期；PV 之间代表喷发慢期。

脉搏波形特征点的定义方法很多，如文献[80]所述，还有其它一些典型的脉搏波形描述定义与命名方法，在此不再赘述。

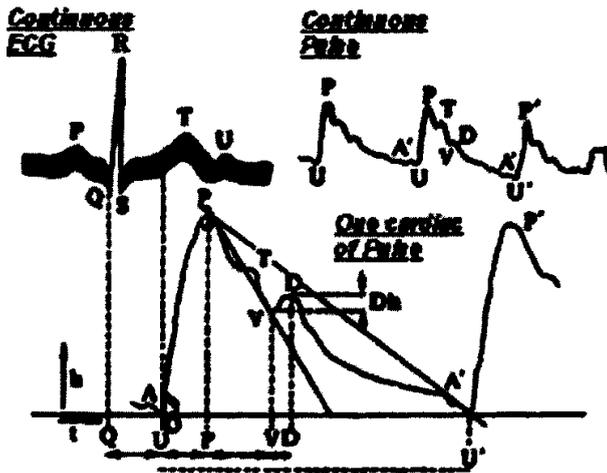


图 2.4 ECG 以及脉搏图

Fig.2.4 the characteristic parameter of pulse wave and its corresponding ECG signal

正常情况下，脉搏与心脏跳动一致，脉搏有力，节律均匀，强弱一致，间隔相等，可以用以下术语来描述脉搏特征。

(1) 脉率：脉率 (pulse rate) 即每分钟脉搏搏动的次数。正常情况下，脉率和心率是一致的，成人脉率为 60~100 次/min。脉率受如下生理因素的影响：女性大于男性，幼儿大于成人大于老人（由于代谢高低所致），情绪激动大于安静（支配心脏的神经兴奋性所致）（情绪：交感神经兴奋，使心率增快迷走神经兴奋，心率减慢。压颈动脉窦、眼球，迷走神经兴奋），活动进食、运动大于休息、睡眠。运动员的脉搏慢，由于锻炼使心血管系统适应全身运动的需要，使得心力储备大，进而心肌收缩力，因此脉搏输出量升高，而安静时心率较慢。

(2) 脉律：脉律 (pulse rhythm) 即脉搏的节律性，是心博节律的反映。正常的脉搏搏动均匀规则，间歇时间相等。儿童、青少年和部分成年人的脉律随呼吸稍有不齐。

(3) 脉搏的强度：脉搏的强度 (pulse force) 即血流冲击血管壁的力量强度的大小，也可称脉量，它取决于心博输出量、脉压和外周血管阻力的大小，也与动脉壁的弹性有关。

(4) 脉搏的紧张度：脉搏紧张度 (pulse tensivity) 与血压高低（主要是收缩压）有关。以食指、中指和环指置于桡动脉上，以近心端手指按压桡动脉，并逐渐用力使远心端处手指触不到脉搏，此时近心端手指所施的压力，即为脉搏的紧张度。

(5) 动脉壁的状态: 正常人动脉管壁 (condition of arterial wall) 光滑、柔软, 并有一定弹性。动脉硬化时管壁可变硬, 失去弹性成条索状。

正常人的脉搏和心跳是一致的。脉搏的频率受年龄和性别的影响, 婴儿每分钟 120~140 次, 幼儿每分钟 90~100 次, 学龄期儿童每分钟 80~90 次, 成年人每分钟 70~80 次。另外, 运动和情绪激动时可使脉搏增快, 而休息, 睡眠则使脉搏减慢。成人脉率每分钟超过 100 次, 称为心动过速, 每分钟低于 60 次, 称为心动过缓。

## 2.4 脉搏与人体健康状态的关系

### 2.4.1 脉搏与动脉血压健康状态的关系

动脉血压的变化规律比较复杂<sup>[81]</sup>。脉搏幅值可以反映心动周期内动脉血压随时间的脉动变化, 根据脉搏幅值的变化可以推断血压的变化。血压的高低不完全取决于心脏收缩力量的强弱, 还与血液流动需要克服的各级动脉阻力有关, 是心脏收缩力和克服各种阻力的综合结果。高血压、动脉硬化等主要心血管疾病都会对脉搏产生明显的影响。

动脉血压与多种心血管疾病有关系, 也是测定心血管性能的定量指标。例如, 男性和女性脑血栓的发病率均随血压升高而上升, 收缩压与动脉粥样硬化、脑血栓之间的显著相关。因为收缩压变动较大, 一般把舒张压的增高 (如超过 90mmHg) 作为判断高血压的主要标准。

人体动脉血压与其它生理参数一样, 也有个体差异和一定的波动范围, 这种差异和波动与许多因素有关, 主要有年龄、性别、身高、体重、地区差别、遗传因素、精神因素、饮食习惯、生活节律等。除上述的许多因素之外, 即使对同一个体, 由于受精神因素、体力活动和代谢水平的影响, 人体血压在昼夜 24 小时都会变化。

心输出量、心率、血管阻力和动脉壁弹性等血流参数的任何变化都会对血压产生影响, 特别是对收缩压、舒张压和脉压差的影响较大。当血管阻力不变时, 如果心输出量增加, 动脉内的血量就增加, 引起平均动脉压的升高。心输出量对舒张压影响较小, 对收缩压影响较大, 心输出量越多, 收缩压也越高。脉压差的

变化与收缩压一致。心率快，舒张期短，排血量减少，舒张压增加明显，脉压差降低。当心输出量不变时，血管阻力增加会引起心肌收缩力加强，引起舒张压明显增加并导致脉压差降低。当心输出量不变时，如果主动脉弹性降低，则会引起收缩压增加、舒张压降低、脉压差增大。

#### 2.4.2 脉搏与心血管系统健康状态的关系

脉搏的波形变化也可以反映心血管系统状态的丰富信息<sup>[52]</sup>。当血管阻力和动脉弹性参数变化时，脉搏波的波形也会发生变化。当血管阻力较低、动脉弹性较好时，脉搏波的升支和降支均较陡峭，形成高而尖的主波，潮波不明显，或出现位置较低。此时，重搏波的波峰往往十分突出，且重搏波的波谷处于较低位置。当血管阻力逐渐增大、动脉弹性逐渐变差时，脉搏波形也逐渐变化，潮波的出现位置逐渐抬高，与主波逐渐接近融合，甚至能够超过主波。这时，重搏波的波谷位置也会抬高，甚至使得重搏波难以区分。

根据有关医学方面的研究，一些疾病可使机体的脉率、脉律、脉搏强弱、脉搏紧张度和动脉管壁发生异常，反映在脉搏变化上，主要包括以下几类：

(1) 脉率异常（速脉和缓脉，脉率大于 100 次/min 或小于 60 次/min）情况。速脉是机体在短期内增加心输出量的代偿现象，如高热、甲亢时机体的代谢增高，出血性休克导致循环血量下降从而心输出量下降，心衰导致心收缩力下降从而心输出量下降，或者心肌炎等；

(2) 脉律异常；

脉搏的搏动不规则，间隔时间时长时短，称为脉律异常；

(3) 脉搏强弱的异常；

(4) 脉搏紧张度和动脉管壁的异常。

正常动脉用手指按压时，其远端动脉管不能触及，若仍能触到者，提示动脉硬化。早期硬化仅可触知动脉壁弹性消失，呈条索状；严重时动脉壁不仅硬，且有迂曲和呈结节状，诊脉有如按在琴弦上，主要由于动脉壁的弹力纤维减少，胶原纤维增多，使动脉管壁变硬，呈条索、迂曲状。

## 2.5 脉搏的非线性机理分析

心血管系统中的脉搏传播的介质主要是血液和血管。动脉中脉搏传播的非线性效应，主要来源于自主神经系统调节、心脏的非线性激励、血管系统几何形状及力学性质非线性、血管壁运动的非线性、血液流动的非线性等<sup>[29]</sup>。

### (1) 血管的特殊性

血管壁的非线性弹性力学特征在探讨心血管系统血液循环中起着非常重要的作用。它是研究动脉血管中脉搏传播的一个十分重要的先决条件和边界条件。特别是在像主动脉弓那样的弯道流动中，血管壁的位移、变形、应变和应力与血液流动的相互作用和影响更显得非常重要。

血管壁的力学性质对脉搏传播及血液流动有显著影响。血管是薄壁的，血管壁是非均匀、正交各向异性的、不可压缩的粘弹性轴对称旋转体材料，主动脉外周组织为薄壁轴对称弹性介质；血液在动脉内的流动为轴对称层流，红细胞在外层，血浆在外层，并且动脉连接端的效应不影响流动的对称性。血管是可变形的，血液流动和管壁运动相互耦合，故血液流动规律和管壁运动特性有密切关系。

### (2) 流体的特殊性

血液是多种细胞（充液、大变形薄壳颗粒，如红细胞、白细胞、血小板）与血浆（牛顿流体）组成的特殊两相系统。血液运动特性比一般固体颗粒或液滴悬浮液复杂的多。血液呈现不同的流变特性。全血具有粘弹性，存在屈服应力，所以血液属于非牛顿流体。血液粘度随切变率的增大而减小；在高切变率时，血液可以近似看作牛顿流体。

### (3) 分支系统的复杂性

动脉具有 20~30 级分支，来自主动脉的一股血流最后被分成数十亿股。动脉系统的初级分支管数目不多，但是因受心脏射血的影响和由于升主动脉、主动脉弓、降主动脉至各个大的动脉分支、血管的几何尺度和形状变化很大，在大动脉的血液流动扰动一般比较大，且易引起强烈的二次流、局部分离、旋涡等现象，其流场是很复杂的。另外，流场的特性不仅和心脏和动脉系统特性有极其重大的关系，而且与血浆中血脂的沉积、血小板的生化反应、血管内皮层的受力状况、凝血和血栓形成等也有密切的联系。大血管中的血液流动属于相当复杂的非线性不定常流动。

#### (4) 脉搏传播的复杂性

当脉搏沿动脉血管传播时，将受到血管几何形状、血管壁弹性、血液粘度、血管壁的粘弹性、泊松比以及周围组织对血管壁的约束情况等多种因素的影响，而且这些因素之间通常又是相互关联的，这就使得脉搏的传播规律具有相当的复杂性。

研究表明，血液由心脏向外周动脉血管流动过程中，其压力波和速度波会发生显著变化。直接看到在主动脉和大动脉中，离心脏远的压力振荡大，流速的振荡小。在隐动脉处，振荡压力上升很高，然后开始下降。随着离主动脉距离的增加，压力振荡逐渐减小，且平均压力也降低；同时流速振荡减小，并减小到微循环中所达到的定常流速。

由于动脉血管分支复杂，同时又存在几何锥削和弹性缩变，所以在动脉血管中，存在较强的脉搏反射。另外，反射波的再反射有时对脉搏的波形也有一定的影响。

当脉搏波在动脉管系中传播时，遇到动脉横截面积突然发生变化（如动脉管狭窄、分叉、尖削）或管壁的弹性发生变化，都会使脉搏波产生部分反射。因此，在某特定位置实测得到的脉搏波是由始端的传入波和所有反射波经一定时间延迟后叠加而成的总和。所检测得到的脉搏信号包括两部分：主动脉内的血液压力波（以血液为介质向远心端传播），主动脉的阻尼弹性振动波（向远心端逐渐衰减到零）。

脉搏波的传播特性与心血管系统的力学参数变化密切相关。当人体脏器工作正常，动脉系统以一定的频率振动，压力波由主动脉经动脉传播到小动脉，在毛细管相接处逐渐衰减。当人体的某一脏器发生病变时，如在动脉血管弯曲、分叉和狭窄部位存在动脉粥样硬化，会导致该脏器中的动脉和小动脉管的弹性和阻力改变，压力波传播到病变区时，向后的反射发生异常。因此，不同脏器的不同病变会导致不同形态的反射波。

总之，在不同生理状态下的脉搏信号体现出明显的非线性特征。动脉中脉搏波传播的非线性效应，主要来源于心脏的非线性激励、血管系统几何形状及力学性质非线性、血管壁运动的非线性、血液流动的非线性流体的特殊性，以及动脉血管分支系统的复杂性以及脉搏传播的复杂性等因素。脉搏信号反映心脏和动脉血管综合作用下的动脉血压的变化情况，脉搏信号会随着检测状态及时间的变化

而变化, 具有明显的非平稳特点, 不同个体和不同生理状态的脉搏信号将会有明显区别。

## 2.6 本章小结

脉搏的产生是由于每次左心室收缩时, 射血入主动脉, 使主动脉壁扩张; 当左心室舒张时, 主动脉壁产生弹性回缩。这种发生在主动脉根部的搏动, 沿着动脉管壁依次向全身各动脉传播。脉搏受到自主神经系统复杂的调控作用的影响。脉搏波形的特征点和特征参数对应着生理节律周期, 脉搏波形反映了一个心动周期内动脉血压随时间的脉动变化, 血压、血流、血管阻力、血管壁弹性等血流参数的变化、人体许多内脏机能状态的变化都可以从脉搏中得到间接反映。脉搏的非线性性质主要来源于自主神经系统调节、心脏的非线性激励、血管系统几何形状及力学性质非线性、血管壁运动的非线性、血液流动的非线性等诸多原因。

## 第三章 连续式脉搏检测装置的设计

本章在分析比较不同脉搏测试技术的基础上,介绍了一种光电式容积脉搏传感器的基本原理和设计方法。由于利用指端测得的脉搏信号十分微弱,这里还设计了合理的光电放大和滤波电路。基于嵌入式系统,设计一种具有本地闪存功能和多种通信功能的脉搏信号数字化采集与记录系统,可以实现脉搏信号的便携式连续采集要求。实验证实了该装置的可靠性。

### 3.1 引言

脉搏测量可以为血压、血流等许多生理检测提供参考信息以及许多有价值的诊断信息,是进行脉搏信号量化研究的基础。脉搏测量技术进展很快,出现了多种类型的脉搏检测装置<sup>[34,35]</sup>。

由不同传感器采集得到的原始脉搏信号不尽相同。指端光电容积脉搏传感器的测量部位通常在人的指尖。可以认为,光透过手指后的变化仅由动脉血的充盈而引起的,那么在恒定波长的光源的照射下,通过检测透过手指的光强将可以间接测量到人的脉搏信号。因此,光电式脉搏检测装置对检测位置要求不严格,信号的适应性、稳定性和重复性较好,尤其便于非医务技术人员操作使用,适合长时间临床监护及家庭医疗保健。在本章中,设计完成了一种方便的光电式容积脉搏传感器,即采用一支LED发光二极管、一支光电二极管,通过对手指末端透光度的测量来间接检测脉搏信号。

为了实现脉搏信号的数字化采集与连续记录,采用了8位RISC型ATmega64单片机为核心的嵌入式系统,光电式脉搏传感器作为输入传感器。由于脉搏波是一种是低频、微弱的生理信号,仅几十毫伏且极易漂移,为保证在A/D转换过程中失真小、携带信息完整,该装置重点考虑信噪比、可靠性、线性度、灵敏度等性能,合理设计放大器、滤波器。装置中还特殊设计了本地数据存储及多种方便易用的通信功能,从而为脉搏信号的客观量化分析提供有效的检测工具。

在本章中,详细阐述了这种便携式、可连续记录的脉搏信号检测装置的结构及工作原理,利用该装置实现了对人体脉搏信号的长时间、无约束检测,实验证明使用方便、性能稳定、精度较高。

## 3.2 光电式脉搏传感器的设计

根据朗伯比尔(Lamber Beer)定律,物质在一定波长处的吸光度和浓度成正比。当恒定波长的光照射到人体组织上时,通过人体组织吸收、反射衰减后测量到的光强将在一定程度上反映了被照射部位组织的结构特征。光电式传感器利用了光电器件的功能,即它能将光能转换成电能,其物理基础是光电效应。光电式传感器具有反应速度快、结构简单和高可靠性以及能实现非接触测量等优点。光电式传感器的基本结构如图3.1所示。光源产生光通量,光通量的参数受被测量控制。再由光电器件接收转变成电参数,经过信号处理成为可用信号输出。

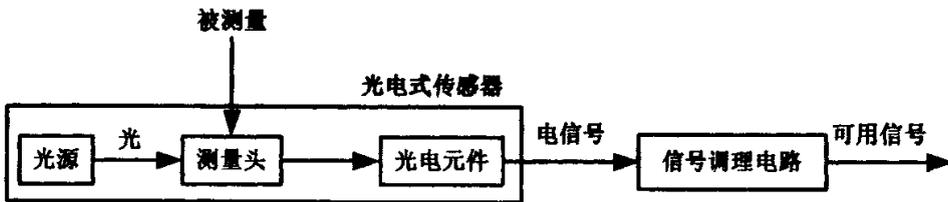


图3.1 光电式传感器基本结构框图

Fig.3.1 The graphic of photoelectric sensor

光电式脉搏传感器的测量部位通常在人体指尖。指尖组织中动脉成分含量高,指尖厚度相对其他人体组织而言比较薄,透过手指后检测到的光强相对较大。手指组织可以分成皮肤、肌肉、骨骼等非血液组织和血液组织,其中非血液组织的光吸收量是恒定的,而血液中静脉血的搏动相对于动脉血是十分微弱的,可以忽略,因此可以认为光透过手指后的变化仅由动脉血的充盈而引起的。在恒定波长的光源的照射下,通过检测透过手指的光强将可以间接测量到人体的脉搏信号。

光电容积脉搏波描记法(Photo Plethysmography, PPG)是借光电手段在活体组织中检测血液容积变化的一种无创检测方法。当一定波长的光束照射到指端皮肤表面时,光束将通过透射或反射方式传送到光电接收器。在此过程中由于受到指端皮肤、肌肉和血液的吸收衰减作用,检测器检测到的光强度将减弱。其中皮肤、肌肉、组织等对光的吸收在整个血液循环中是保持恒定不变的,而皮肤内的血液容积在心脏作用下呈搏动性变化,当心脏收缩时外周血容量最多,光吸收量也最大,检测到的光强度最小;而在心脏舒张时,检测到的光强度最大,使光接收器接收到的光强度随之呈脉动性变化。将此光强度变化信号转换成电信号,便可获得容积脉搏血流的变化。由此可见,容积脉搏血流中包含有心搏功能、血液流动

等诸多心血管系统的重要生理信息。同时，容积脉搏血流主要存在于外周血管中的微动脉、毛细血管等微血管中，所以容积脉搏血流同样包含有丰富的微循环生理病理信息，是研究人体循环系统重要的信息来源<sup>[83]</sup>。

从光源发出的光除被手指组织吸收以外，一部分由血液漫反射返回，其余部分透射出来。光电式脉搏传感器按照光的接收方式可分为透射式和反射式两种，如图3.2所示。透射式的光源与光敏接收器件的距离相等并且对称布置，从光源发出的光穿过皮肤进入深层组织，除被皮肤、色素、指甲、血液等吸收外，一部分由血液漫反射回，其余部分则透射出来，这种方法可较好地指示心律的时间关系。反射式的测量原理与透射式的基本相同，所不同的是测量头中的发射光源和光敏器件位于同一侧，接收的是漫反射回来的光，此信号可精确地测得血管内容积变化。本系统采用了透射式，侧重于脉搏测量及脉律计算。光发射电路采用红色发光二极管。为了获得最佳的信噪比，选用低噪声光敏二极管作为接收元件。遮光指套选用黑色遮光塑料或橡胶材料制成。

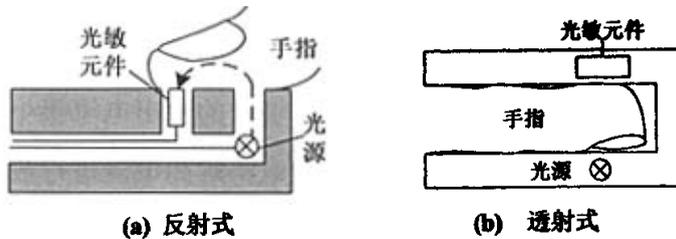


图 3.2 光电脉搏传感器原理

Fig.3.2 Photoelectric pulse sensor of reflection-mode and transmission-mode

透射式光电脉搏传感器包括光发射和光电接收两部分。对于光发射电路的设计，最重要的是选择光源。当选择热光源时，其光强度较大，可比较容易拾取到指端容积脉搏信息，但要注意调节光的强度，如果光太强，发光管过热，会使指端血管扩张，给拾取信号带来误差。由于这种光源的光谱范围很宽，使拾取到的脉搏波曲线随呼吸起伏较大，而这种由呼吸造成的基线漂移恰恰是影响波形质量的重要因素。因此，采用冷光源更为合适。

从冷光源中，选择了波长为 650nm~700nm 的红色发光二极管作为脉搏检测电路的光源。此外，为了保持发光二极管发射光强稳定，即要保证流过发光二极管的电流恒定，在电路中还采用了恒流源设计。

接收电路的核心元件是光敏二极管。接收部分的技术关键是信噪比的改善问

题。为了获得最佳的信噪改善比,要求前置放大器的设计采用低噪声放大器设计原则,尽量降低输入级的噪声。因此选用低噪声光敏器件及电阻、采用低电平供电(以减少电阻上的过剩噪声)等措施都是必须的。除此之外,还应根据传感器输出源阻抗特性,确定低噪声工作点和进行噪声匹配,以便获得最小的噪声系数。

### 3.3 脉搏信号检测前置放大电路的设计

人体生物电信号一般都具有阻抗高、信号弱、频率低等特点,而且处于严重的噪声背景之中。脉搏波是以心脏搏动为动力源,通过血管壁的传导而产生的容积变化和振动现象,是一种低频、微弱的生理信号。基于这些特殊性,信号检测调理电路必定要采取相应的措施。一般地,应用于人体生理信息测量的模拟电路应具有很高的输入阻抗和共模抑制比;为适应不同生理信号幅度和输出的幅度范围,应有足够大的增益;电路既要滤除各种干扰,又要频带合适,以便得到信号检出时的最大保真度;为与数据采集电路适配,输出端的输出阻抗要低,幅度的动态范围、模拟信号的极性、状态信号的电平等都必须符合配接的规定。

在本文中,考虑到脉搏传感器中的光电二极管的输出电流很小,易受干扰及噪声的影响,需要设计良好的低噪声前置放大电路对弱电流进行放大,以驱动后续电路工作。本文基于这一思想在实验过程中总结设计出一种实用的前置放大电路。

#### 3.3.1 基本原理与电路设计

考虑到半导体材料对光的吸收遵从如下指数规律

$$P(x) = P_0[2 - e^{-\alpha(\lambda)x}] \quad (3-1)$$

式中,  $\alpha(\lambda)$  是当光的波长为  $\lambda$  时的吸收系数;  $P_0$  是入射于光探测器上的光功率; 而  $P(x)$  是在距离  $x$  中吸收的光功率。

如果耗尽区的宽度为  $w$ , 并考虑到光电二极管的入射面的反射率为  $R_f$ , 那么, 由于光功率的吸收而产生的平均光电流  $I_L$  由下式给出

$$I_L = \frac{q}{h\nu} P_0 [1 - e^{-\alpha(\lambda)w}] (1 - R_f) \quad (3-2)$$

其中,  $q$  是电子电荷量,  $h\nu$  是光子的能量。

光照下, 光电二极管 PN 结的伏安特性为

$$I = I_0(e^{\frac{qV}{kT}} - 1) - I_L \quad (3-3)$$

式中,  $I_0$  为 PN 结的反向饱和电流,  $V$  为包括外电压和光电压的实际结电压;  $k$  为玻尔兹曼常数,  $T$  为探测器的工作温度。

由式(3-3)可得以  $I_L$  为参量的伏安特性曲线(如图 3.3)。从图中可以看出光电二极管的反向输出电流与光照强度成正比。图 3.4 给出了光电二极管的等效电路。它包括光电流  $I_p$ , 暗电流  $I_d$ , 结电阻  $R_j$ , 结电容  $C_j$  的并联。其中暗电流对应于工作电压下没有光照时的输出电流,  $R_s$  为串联电阻, 其值远小于负载电阻  $R_L$ , 通常可以忽略。

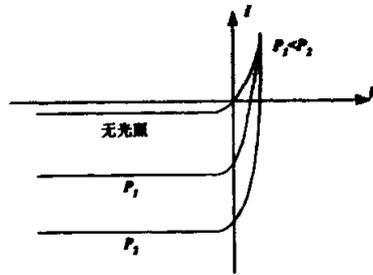


图 3.3 光电二极管伏安特性

Fig.3.3 Volt-ampere factor of photoelectric diode

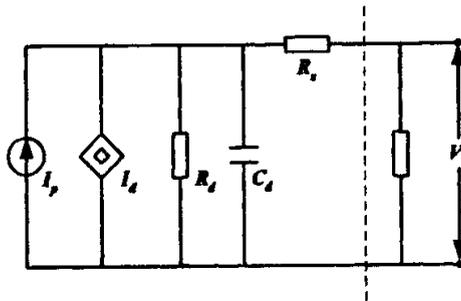


图 3.4 光电二极管的等效电路

Fig.3.4 Corresponding circuit of photoelectric diode

在应用时, 要求光伏探测器工作在线性范围内。因此必须保证  $R_d \gg R_L \gg R_s$ , 器

件近似以短路方式工作，其输出电流为

$$I = I_0[\exp(\frac{qIR_L}{kT}) - 1] - I_L \quad (3-4)$$

这时，只需满足式(3-4)中  $I_j \ll I_L$  ( $I_j = I_0[\exp(\frac{qIR_L}{kT}) - 1]$ )，器件趋于理想短路条件： $I \approx -I_L = \frac{\eta q}{hv} P_0$  ( $\eta$  为光探测器的量子效率， $\eta = \frac{I_L/q}{P_0/hv}$ ) 即短路电流  $I$ ，与入射于探测器上的光功率成正比，并且不受工作温度的影响。

图 3.5 是光电转换前置放大电路<sup>[84, 85]</sup>。图中外反馈为工作于短路方式下的基本放大电路。这种外反馈电路可使探测器对输入的光功率具有高的分辨率和大的测量范围，并能减小电路噪声。其电压输出为

$$V_o = -\frac{R_1}{1 + j\frac{f}{f_h}} I_L \quad (3-5)$$

式中， $f_h = \frac{1}{2\pi RC}$ ， $f$  信号频率， $R_1$  为反馈电阻。在信号频率范围内， $f \ll f_h$ ，故近似为

$$V_o = -R_1 I_L \quad (3-6)$$

即被放大的信号只与光强成正比。

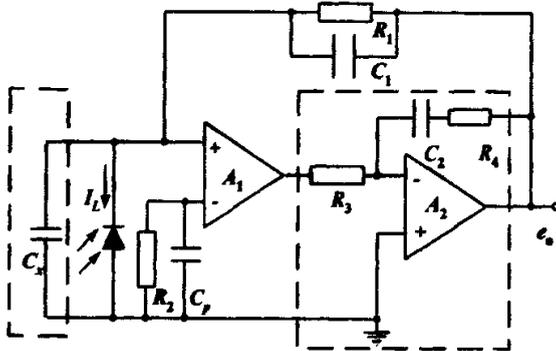


图 3.5 光电检测前置放大电路

Fig.3.5 Pre-amplifier circuit of photodiode monitoring

图 3.5 中右虚框内是在基本反馈电路基础上附加的内反馈电路，可用  $R_3$ 、 $R_4$ 、 $C_2$  以控制  $A_2$  增益响应特性。在直流情况下，该反馈由  $C_2$  断开，此时放大器的开

环增益是两个放大器开环增益的乘积。合理的设置  $\frac{R_4}{R_3}$  的比值有减小噪声带宽的功效。

图中  $R_2$  是为了补偿因  $R_1$  过大所造成的直流误差,  $R_2$  上的并联电容  $C_p$  用以去除它上面的杂散噪声。外反馈电阻上并联的电容  $C_1$  为消振电容(因二极管的结电容较大),  $C_1$  的加入减小噪声带宽。 $C_1$  值的确定, 要根据信号频率的要求来计算

$$(f_c(-3dB)) = \frac{1}{2\pi R_1 C_1}$$

$$R_2 = 100k\Omega, C_p = 1\mu F, R_3 = 50k\Omega, R_4 = 1k\Omega, C_2 = 1\mu F.$$

该电路的幅频特性如图 3.6 所示, 此增益曲线因放大器的开环极点和  $R_3$ 、 $R_4$  组成的积分器响应极点而两次下降, 当频率继续增加时, 由  $A_2$  组成的运放的增益为  $\frac{R_4}{R_3} \ll 1$ , 组合放大器总的开环增益为  $A_1 \times \frac{R_4}{R_3} \ll A_1$ , 使组合放大器的频带变窄, 从而使噪声频带变小, 消除的噪声增益为图中阴影区, 而信号频带基本不受影响。

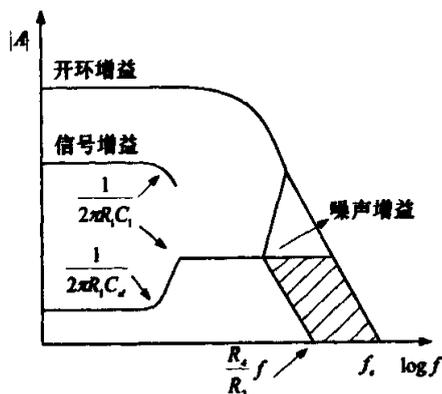


图 3.6 频特性曲线

Fig. 3.6 Amplitude frequency factor

### 3.3.2 电路的噪声分析

在频率带宽  $\Delta f$  内前置放大器的噪声源有: 电压噪声  $E_n$ , 电流噪声  $I_n$ , 电阻热

噪声及自身电流噪声  $\sqrt{4kTR\Delta f(1 + \frac{f_c}{f})}$ 。

若不考虑反馈电容  $C_1$  的作用，则输出噪声电压为

$$E_{no} = \sqrt{E_n^2 + (I_n R_1)^2 + 4kTR_1\Delta f(1 + f_c/f)} \quad (3-7)$$

等效输入噪声电流为

$$I_{in} = \sqrt{\left(\frac{E_n}{R_1}\right)^2 + I_n^2 + \frac{4kTR_1\Delta f(1 + f_c/f)}{R_1}} \quad (3-8)$$

由式(3-8)可以看出，在输入噪声电流中，随着反馈电阻  $R_1$  增加，电压噪声  $E_n/R_1$  所占的比例减少，电阻噪声及自身电流噪声的含量也减少。因此，在光生电流确定的前提下，增加反馈电阻能改善信噪比。式(3-7)表明，随着反馈电阻  $R_1$  增加，输出噪声电压也会增加，但由于信号电压随  $R_1$  先行增加，故两者的比值是随  $R_1$  的增加而减少，即大的反馈电阻能改善信噪比<sup>[86]</sup>。

对前置放大电路来说，存在信号输入端的杂散相加点电容  $C_x$  (如图 3.5 虚框 2 所示)，它对输出噪声起着十分有害的影响。电容  $C_x$  包含固有的信号源电容，印制板的杂散电容和输入引线电容。对于补偿相加点电容来说，增加了反馈电容  $C_1$ ，还能使噪声带宽减少。

在考虑反馈电容后，输出噪声电压变为

$$E_{no} = \sqrt{E_n^2 + \frac{(I_n R)^2 + 4kTR_1\Delta f(1 + f_c/f)}{1 + (f/f_b)}} \quad (3-9)$$

可见，反馈电容  $C_1$ ，具有减少输出噪声电压之功效。

### 3.3.3 设计光电检测电路的一般原则

(1) 二极管的结电容  $C_j$ 、并联电阻  $R_j$  尽量大，由图 3.6 可知， $C_j$  不仅影响噪声带宽，而且影响噪声的大小。而大的  $R_j$  减小光电二极管的暗电流。

(2) 用前置放大器时，注意尽量使放大器的  $\frac{E_n}{I_n} = R_j$ ，及放大器要与选用光电

二极管相匹配，达到噪声系数最小的目的。

(3) 反馈电阻在满足频带宽度的情况下应尽量大，以提高测量的信噪比(如式(3-8))。

(4) 光电检测电路必须用金属外壳来屏蔽。另外，摩擦电，外界振动、输入连接及输入电缆等都能引起误差和漂移。要尽可能严格的连接，避免电缆的振动。优质的低噪声或地渗露电缆也可缩减泄露电流，并尽可能缩短输入连接线路。

### 3.4 脉搏信号检测的滤波电路设计

光电脉搏信号经过放大后，必需滤波才能满足采集要求。滤波电路主要包括工频陷波器和二阶压控型低通滤波器两部分。

#### 3.4.1 工频陷波器

由于脉搏波信号较弱，弱充盈时信号幅度只有其直流分量的 0.5%，这种情况下极易受到工频干扰的影响。本装置设计一个 50Hz 的陷波器来削弱工频干扰，如图 3.7 所示。该电路中引入放大器  $A_1$  形成正反馈，以减小阻带宽度，使得阻带中心频率附近两边的幅值增大。品质因数  $Q$  可以通过  $R_1$  和  $R_2$  来调节。 $R$  和  $C$  的值可由中心频率  $f_0$  来调节。在双 T 陷波器电路中，取  $R=47\text{k}\Omega$ ， $C=0.068\mu\text{F}$ 。根据实际情况调节电阻  $R_1$  与  $R_2$ ，可以得到最佳的滤波效果。具体分析如下。

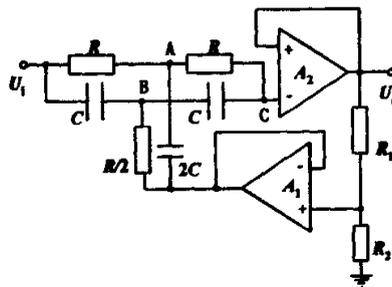


图 3.7 工频陷波器

Fig. 3.7 Power-line interference trap filter

考虑到带阻滤波器的幅频特性的理想特性为矩形，即在阻带内的增益为零。带阻滤波器的中心频率  $f_0$  和抑制带宽 BW 之间的关系为

$$Q = \frac{f_0}{\text{BW}} = \frac{f_0}{f_H - f_L} \quad (3-10)$$

$$f_0 = \sqrt{f_H f_L} \quad (3-11)$$

上式中， $Q$  为品质因素， $f_H$  为带阻滤波器的上限频率， $f_L$  为带阻滤波器的下限频率，其中  $f_H > f_L$ 。带宽 BW 越窄，品质因素越高。

在双 T 陷波器电路中(如图 3.7 所示)，对节点 A 列 KCL 方程，得

$$(U_i - U_A)sC + (U_o - U_A)sC + (mU_o - U_A) \cdot 2n = 0$$

$$\text{或} \quad nU_i + (n + 2msC)U_o = 2(n + sC)U_A \quad (3-12)$$

同样对节点 C 列 KCL 方程，得

$$(U_A - U_o)sC + (U_B - U_o) \cdot n = 0$$

$$nU_B + sCU_A = (n + sC)U_o \quad (3-13)$$

$$\text{式中, } m = \frac{R_2}{R_1 + R_2}, \quad n = \frac{1}{R}.$$

由式(3-11)、(3-12)、(3-13)可得此电路得传递函数为

$$G(s) = \frac{U_o}{U_i} = \frac{n^2 + s^2 C^2}{n^2 + s^2 C^2 + 4(1-m)sCn} = \frac{s^2 + \left(\frac{n}{C}\right)^2}{s^2 + \left(\frac{n}{C}\right)^2 + 4(1-m)s\frac{n}{C}} \quad (3-14)$$

令  $s = j\omega$ ，可得

$$G(j\omega) = \frac{\omega^2 - \omega_0^2}{\omega^2 - \omega_0^2 - j4(1-m)\omega_0\omega} \quad (3-15)$$

式中， $\omega_0 = \frac{n}{C} = \frac{1}{RC}$ 。当  $\omega = \omega_0$  时， $G(j\omega) = 0$ ；当  $\omega \gg \omega_0$  和  $\omega \ll \omega_0$  时，增益接近 1。

令  $G(\omega) = 0.707$ ，可求得

$$f_H = f_0[\sqrt{1 + 4(1-m)^2} + 2(1-m)] \quad (3-16)$$

$$f_L = f_0[\sqrt{1+4(1-m)^2} - 2(1-m)] \quad (3-17)$$

$$BW = f_H - f_L = 4(1-m)f_0 \quad (3-18)$$

$$Q = \frac{f_0}{f_H - f_L} = \frac{1}{4(1-m)} \quad (3-19)$$

由式(3-19)可知, 当  $m \approx 1$  时,  $Q$  极高,  $BW$  接近于零。所以改变  $m$  可调节带宽。

由于需要设计 50Hz 的双 T 陷波器, 即  $f_0 = 50\text{Hz}$ , 根据  $\omega_0 = \frac{1}{RC}$ , 若取  $R = 47\text{k}\Omega$ , 则  $C = 0.068\mu\text{F}$ 。根据实际情况, 调节电阻  $R_1$  与  $R_2$ , 以得到最佳的陷波效果。

### 3.4.2 二阶压控型低通滤波器

动脉脉搏信号频率基本在 0.1~20Hz 以内。为了去除高频干扰, 设计一个基于高输入阻抗、低输入失调电压、小漂移放大器的二阶压控型低通有源滤波器, 如图 3.8 所示, 其截止频率约为 20Hz。采用二阶压控型低通滤波器可以获得较好的滤波效果。二阶压控型低通滤波器的阻带衰减特性的斜率为 -40dB/dec, 克服了一阶低通滤波器阻带衰减太慢的缺点, 其幅频特性如图 3.9 所示。在一个典型的包含两个 RC 支路的二阶低通滤波器中, 将原来接地的一个电容器  $C_1$  改接到输出端, 构成了二阶压控型低通滤波器。显然,  $C_1$  的改接不影响通带增益。具体分析如下。

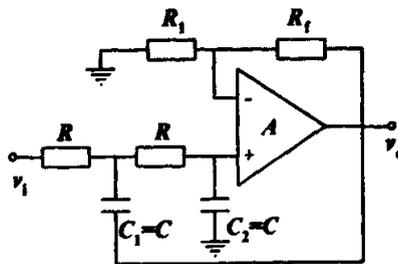


图 3.8 二阶压控型低通滤波器

Fig.3.8 The voltage controlled second order low-pass filter

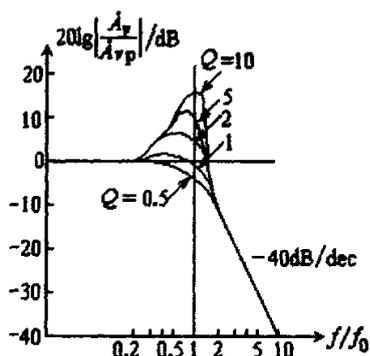


图 3.9 二阶压控型低通滤波器的幅频特性

Fig.3.9 Characteristic of The voltage controlled second order low-pass filter

### (1) 通带增益

当  $f=0$  时, 各电容器可视为开路, 通带内的增益为

$$A_p = 1 + \frac{R_f}{R_1} \quad (3-20)$$

### (2) 二阶压控型低通滤波器的传递函数

$$\begin{aligned} V_o(s) &= A_p V_{(+)}(s) \\ V_{(+)}(s) &= V_N(s) \frac{1}{1 + sCR} \end{aligned} \quad (3-21)$$

对于节点  $N$ , 可以列出下列方程

$$\frac{V_i(s) - V_N(s)}{R} - [V_N(s) - V_o(s)]sC - \frac{V_N(s) - V_{(+)}(s)}{R} = 0 \quad (3-22)$$

联立求解以上三式, 可得低通滤波器的传递函数

$$A_v(s) = \frac{V_o(s)}{V_i(s)} = \frac{A_p}{1 + (3 - A_p)sCR + (sCR)^2} \quad (3-23)$$

上式表明, 该滤波器的通带增益应小于 3, 才能保障电路稳定工作。

### (3) 频率响应

由传递函数可以写出频率响应的表达式

$$\dot{A}_v = \frac{A_p}{1 - \left(\frac{f}{f_0}\right)^2 + j(3 - A_p)\frac{f}{f_0}} \quad (3-24)$$

当  $f = f_0$  时, 上式可以化简为

$$\dot{A}_{v(f=f_0)} = \frac{A_{vp}}{j(3-A_{vp})} \quad (3-25)$$

定义有源滤波器的品质因数  $Q$  值为  $f = f_0$  时的电压放大倍数的模与通带增益之比

$$Q = \frac{1}{3-A_{vp}} \quad |\dot{A}_{v(f=f_0)}| = QA_{vp} \quad (3-26)$$

以上两式表明, 当  $2 < A_{vp} < 3$  时,  $Q > 1$ , 在  $f = f_0$  处的电压增益将大于  $A_{vp}$ , 幅频特性在  $f = f_0$  处将抬高。当  $A_{vp} \geq 3$  时,  $Q = \infty$ , 有源滤波器自激。由于将  $C_1$  接到输出端, 等于在高频端给低通滤波器加了一点正反馈, 所以在高频端的放大倍数有所抬高, 甚至可能引起自激。

#### (4) 参数设置

滤波器的参数设置对滤波器的性能起着关键的作用。从经济性出发, 大容量的电容器体积大, 价格高, 所以取电容  $C = 0.1 \mu\text{F}$ ,  $1\text{k}\Omega < R < 1\text{M}\Omega$ , 根据  $f_c = \frac{1}{2\pi RC}$ ,

即可求得  $R$ 。设  $Q = 0.7$ , 求  $R_1$  和  $R_f$ , 因为  $f = f_c$  时,  $Q = \frac{1}{3-A_{vp}}$ , 则  $A_{vp} = 1.57$ 。

根据集成运放两输入端外接电阻的对称条件, 有

$$R_1 // R_f = R + R = 2R \quad (3-27)$$

$$\text{且} \quad 1 + \frac{R_f}{R_1} = A_{vp} = 1.57 \quad (3-28)$$

即可求得  $R_1$  和  $R_f$ 。

### 3.5 脉搏信号 A/D 转换与记录嵌入式系统的硬件与软件设计

在这里, 选用 ATmega64 单片机为主控制器 (MCU), 构建了合理的嵌入式系统, 实现采集、存储、通讯等功能<sup>[87]</sup>。

#### 3.5.1 硬件部分

ATmega64 单片机是 8 位 RISC 型的单片机, 并且内部集成了逐次逼近型 10 位 A/D 转换器。A/D 转换器共有 8 个信道, 模拟信号可直接与芯片端口相连。为减小设备

内部及外部的数字电路产生电磁干扰,使用ADC噪声抑制器降低来自CPU的干扰噪声,还设计了基于LC网络的模拟输入噪声抑制电路,提高模拟测量的精度。

数字化采集记录器有两种工作模式。一种为本地记录存储脉搏数据,即通过本地铁电存储、本地磁盘存储两种方式实现。本地铁电存储采用标准 I<sup>2</sup>C 总线接口的超低功耗铁电非易失性存储器 FM24C256,功耗低,工作可靠。本装置扩展了3块 256Kb 的 FM24C256 铁电存储器,当采样频率为 200Hz 时,装置可实现 6min 内的脉搏波采集记录。为实现脉搏信号的长时间不间断测量,装置还采用了基于 CH375 的 U 盘读写模块。

数字化采集记录器还可以工作在实时采集上传脉搏数据模式,装置利用 RS232 实现与 PC 机数据通信,与上位机软件相结合可实现实时脉搏信号显示。

脉搏信号连续采集与记录装置的结构原理图如图 3.10 所示。

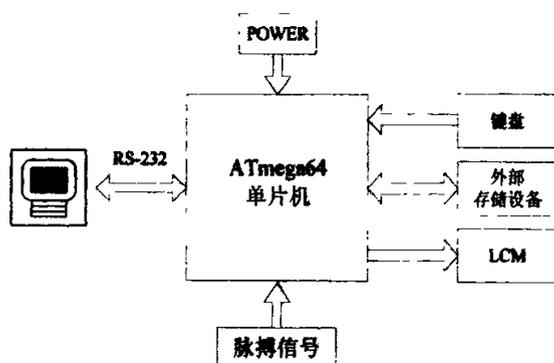


图 3.10 脉搏信号连续采集与记录装置的结构原理图

Fig. 3.10 The structural diagram of pulse acquirement device

### 3.5.2 软件部分

#### (1) 软件系统整体结构

ATMEL的AVR系列单片机允许用户用标准C进行编程,并提供高效的C编译器,提供了ICC AVR的集成开发环境和AVR Studio的在线仿真调试工具。系统软件设计采用模块化的结构设计,程序的主体包括系统初始化、系统模式选择、数据采集、数据存储和传输、液晶显示及键盘控制几个模块。其中数据采集模块包括参数设定和AD转换两个部分;参数设定用来确定进行A/D转换的通道个数、采样频率,当一次A/D转换结束进行一次中断,写入A/D缓冲区中。数据传输和存储模块包括串口数据传输和本地磁盘存储两个部分来根据不同需要进行数据保存。

液晶显示及键盘控制模块用于实现系统模式控制。数据采集系统的软件总体流程图如图3.11所示。

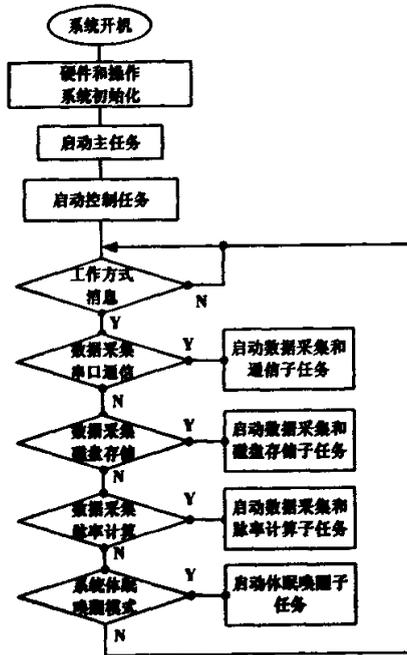


图 3.11 数据采集系统的软件总体流程图

Fig. 3.11 The software architecture of data acquisition

## (2) 数据模块详细设计与实现

### 1) 数据采集模块

数据采集模块主要完成模拟信号的 A/D 转换并将转换结果存入存储寄存器。该模块根据预先设置好的采集通道和采样频率进行数据采集，并将数据采集的结果保存到数据缓冲区中，等待传输、存储或者数据处理。数据采集任务的流程如图 3.12。考虑实际应用，脉搏信号频带宽度为 0.5~20Hz，故采样频率设定为 100Hz。

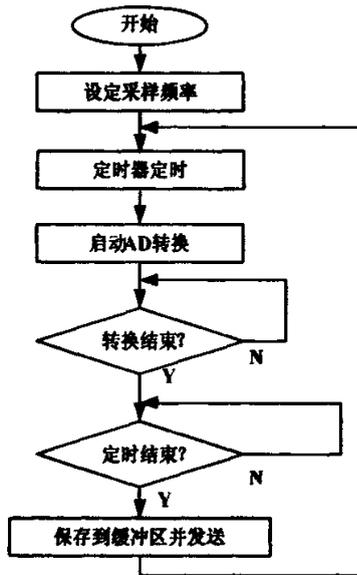


图 3.12 数据采集模块流程图

Fig3.12 Flow chart of data acquirement module

## 2) 串口数据传输模块

串口数据采集模块与上述模块工作过程类似，启动任务后等待缓冲区满的消息，这个消息由数据采集中断程序发送，然后进行发送。串口数据发送流程图如图 3.13 所示。由流程图可见，单片机与上位机之间的数据通讯是采用这种相互“握手”应答的通讯方式基本可以保证数据的可靠性与正确性。单片机与上位机之间采用的是异步串行通讯方式，波特率设定为 9600bit/s，在数据通讯这个环节基本还没有出现过问题，由此可以证明这种上位机与下位机交互“握手”的通讯方式的可靠性是很高的。

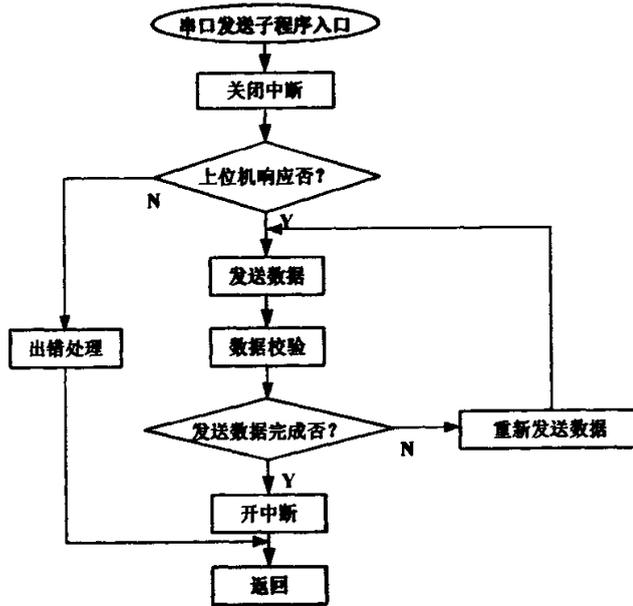


图 3.13 串口数据发送模块流程图

Fig.3.13 Flow chart of data transfer module

### 3) 数据存储模块

数据存储任务与以上任务工作过程类似，启动任务后等待缓冲区满的消息，这个消息由数据采集中断程序发送，然后进行本地磁盘数据存储。

### 4) 液晶显示及键盘控制模块

液晶显示及键盘控制模块用于实现系统模式选择。系统开机后显示菜单，通过按键选择工作模式。模块程序流程图如图 3.14 所示。

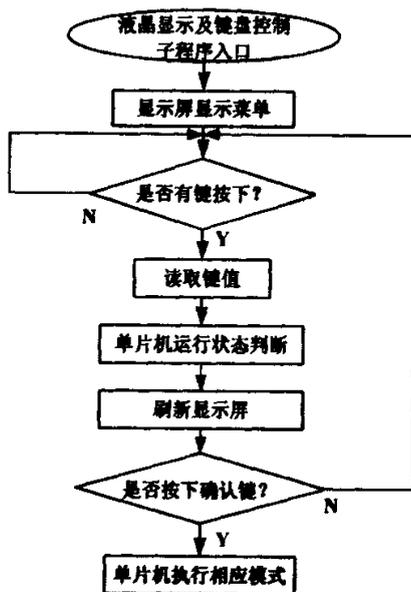


图 3.14 液晶显示及键盘控制模块流程图

Fig.3.14 Flow chart of LCM express and keyboard control module

### 3.6 脉搏信号连续采集与记录装置的整体系统的实现

连续式脉搏信号采集与记录装置系统必须具有较高的灵敏度系数和分辨率，较高的信噪比，较高的可靠性以及在检测范围内具有好的线性度等，以确保被测信号在转换过程中的失真尽量小，以利于信号携带的信息更完整地传送到检测仪器中。整个系统的结构方框图如图 3.15 所示，其核心是 8 位 RISC 型 ATmega64 单片机，光电式脉搏传感器作为输入传感器，在该系统中，用于将电流信号转换为电压信号的前置放大、滤波采集、记录、通讯等模块均做到性能可靠、先进。

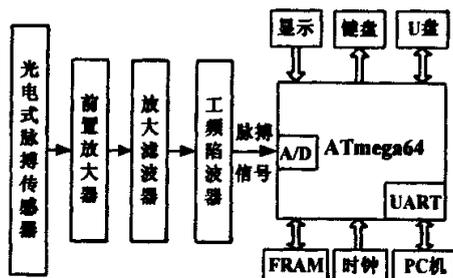


图 3.15 脉搏检测装置结构简图

Fig.3.15 The structural diagram of pulse monitoring device

该装置整体系统的实物照片如图3.16所示。

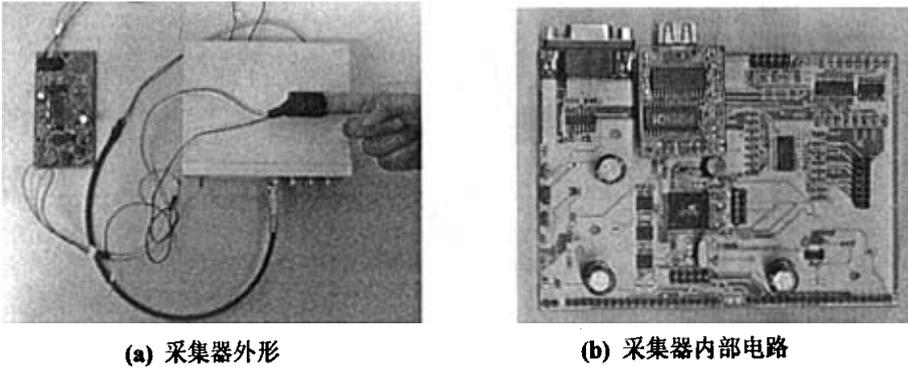


图 3.16 脉搏检测装置实物图

Fig.3.16 The pulse monitoring device

该采集记录器所有元器件都使用贴片式封装结构，贴片封装特点电路体积小、抗干扰性能好。

为验证本章研究的数字化采集记录器采集脉搏数据的可靠性，采用 B&K 公司 3560D 多分析仪与数字化采集记录器进行精度、稳定性对照实验，采用两种采集器测得同一被测者的实测脉搏波形图及平滑滤波后脉搏波形图如图 3.17、图 3.18 所示。

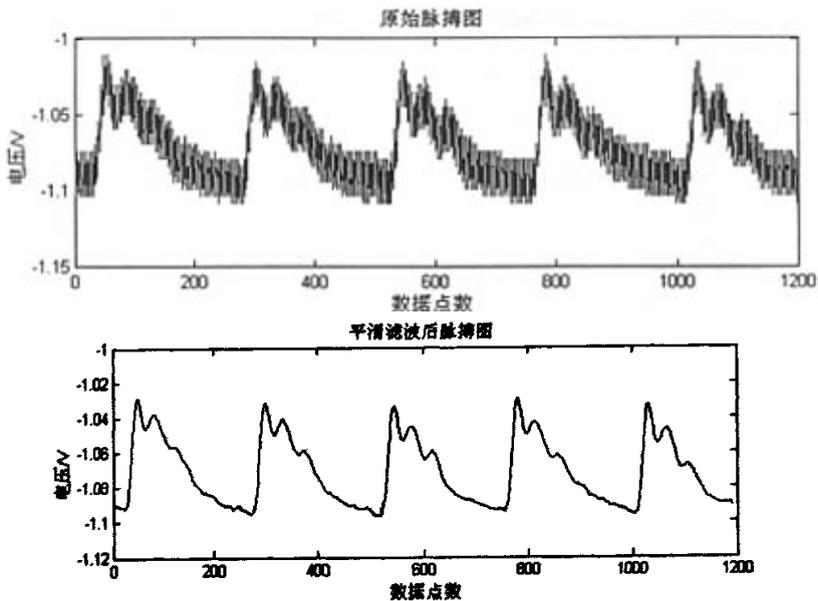


图 3.17 数字化采集记录器实测脉搏及平滑滤波后脉搏波形图

Fig.3.17 The actual measurement and smoothing filtering pulse wave of healthy person acquired by digital collector and recorder

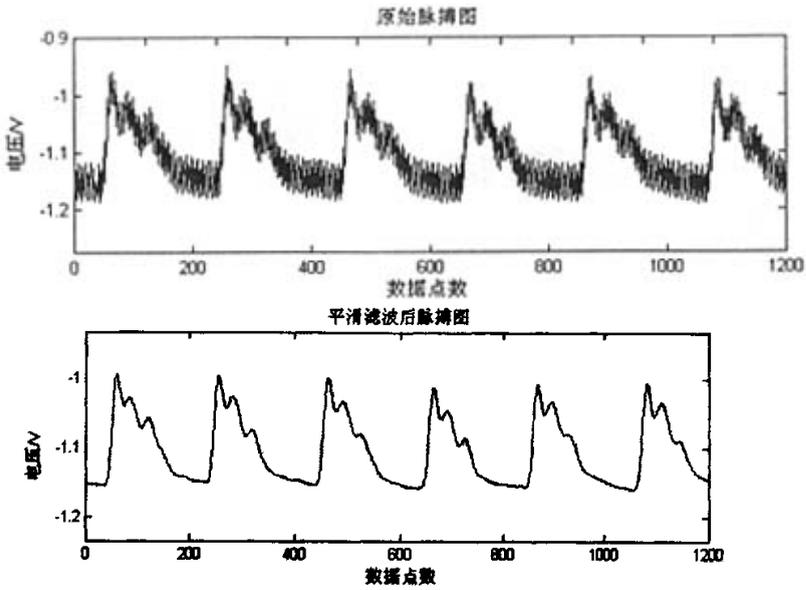


图 3.18 B&K 公司 3560D 多分析仪实测脉搏及平滑滤波后脉搏波形图

Fig.3.18 The actual measurement and smoothing filtering pulse wave of healthy person acquired by B&K 3560D instruments

由图 3.17, 3.18 可见, 两种采集器采集的脉搏数据在时域上非常相似, 虽然本章研究的数字化采集记录器的精度比 B&K 公司 3560D 多分析仪差, 但仍然满足脉搏采集的要求。

对两种采集器采集到的脉搏信号进行幅值谱、功率谱分析, 得到的谱图如图 3.19, 图 3.20, 图 3.21, 图 3.22 所示。

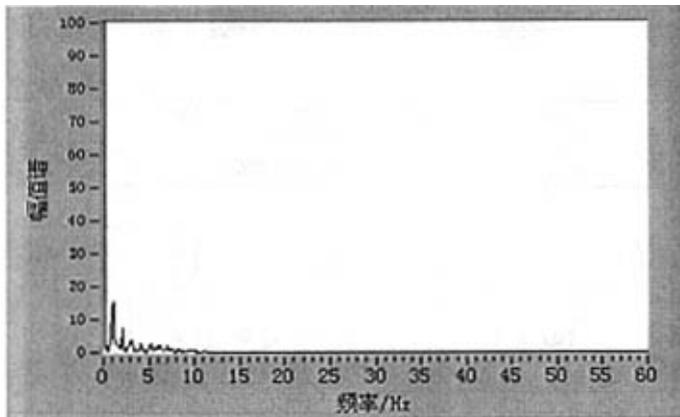


图 3.19 数字化采集记录器实测脉搏幅值谱图

Fig.3.19 The pulse wave amplitude spectrum of healthy person acquired by digital collector and recorder

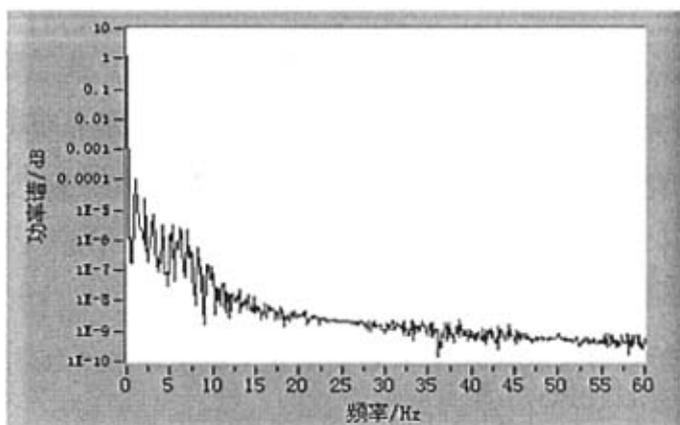


图 3.20 数字化采集记录器实测脉搏功率谱图

Fig.3.20 The pulse wave power spectrum of healthy person acquired by digital collector and recorder

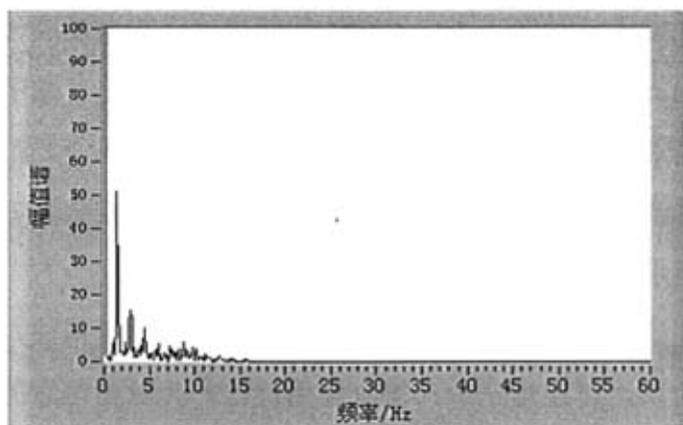


图 3.21 B&K 公司 3560D 多分析仪实测脉搏幅值谱图

Fig.3.21 The pulse wave amplitude spectrum of healthy person acquired by B&K 3560D instrument

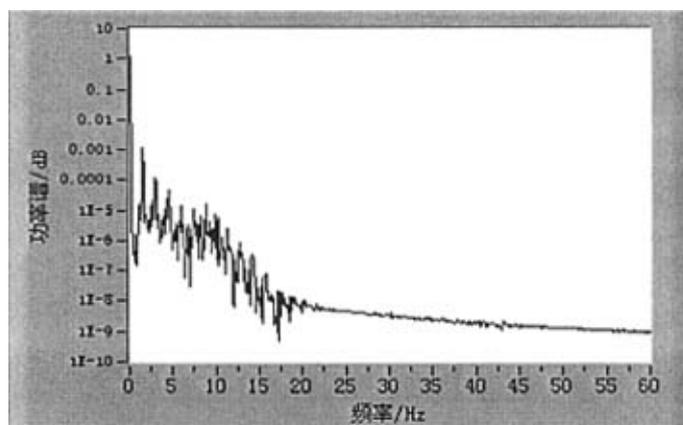


图 3.22 B&K 公司 3560D 多分析仪实测脉搏功率谱图

Fig.3.22 The pulse wave amplitude spectrum of healthy person acquired by B&K 3560D instrument

图 3.19, 图 3.20, 图 3.21, 图 3.22 反应的是两种采集器采集的脉搏信号在频域上的分布情况, 可见不同频段上的功率谱能量、幅值谱能量分布相似。实验证明, 本章研究的数字化信号采集记录器性能良好, 能够准确的采集记录人体脉搏数据。

### 3.7 本章小结

采用光电容积法(PPG)是测量脉搏信号的一种有效途径。本文采用指端光电容积脉搏传感器, 可以认为光透过手指后的变化由动脉血的充盈而引起的, 那么在恒定波长的光源的照射下, 通过检测透过手指的光强将可以间接测量到人体的脉搏信号。

本章设计完成了一种基于光电容积法的便携式无约束连续记录式的脉搏检测装置。该装置由光电式传感器、前置放大电路、滤波电路、数字化采集记录器组成。其中, 光电式传感器性能稳定、灵敏度高、线性度好; 前置放大器信噪比高, 噪声带宽小; 滤波电路有效削弱工频及其他干扰; 数字化采集与记录器工作可靠、采样精度高、记录时间长。

实验表明, 该脉搏检测装置能准确地采集记录人体脉搏波, 性能稳定, 使用方便, 无创无约束, 可连续记录, 重复使用性好。为脉搏信息的进一步提取提供有利的前提, 也为中医脉象的研究提供有效的检测工具。

## 第四章 脉搏信号的预处理及分析

在本章中,以小波变换理论为基础,提出了人的脉搏信号小波去噪算法,用于去除脉搏信号中的基线漂移、工频干扰及肌电干扰噪声。对去噪后的脉搏信号进行小波分解,重构指定的细节分量,采用阈值法提取脉搏的P波波峰点。依据P波波峰与其它特征点的位置关系,分别提取T波波峰点,D波波峰点,V波波谷和脉搏初始点A,实现了脉搏信号5个特征点的提取。

脉搏信号的波形图包括了丰富的有关心血管系统的生理信息。本章介绍了脉搏信号的单波波峰特征参数 $K$ 值的计算方法,并利用 $K$ 值来比较几种不同的生理状态。对脉搏主波间期的散点图(伪相平面图)进行对照分析,可以比较研究不同生理状态下主波间期的差异性;对脉搏波形的主波间期和降中峡间期构成的散点图、主波高度与重搏波高度构成的散点图进行了对照,这些散点图对不同生理状态下的脉搏信号进行更进一步的定性刻画十分有效。

连续的脉搏信号具有明显的周期性特点,在频域中出现离散的频谱。本章给出了不同生理状态下脉搏信号的频谱图。脉搏信号具有复杂的多频带特征,采用小波包能量比例分析的方法可以有效地分析不同生理状态下脉搏信号的时频变化规律。

### 4.1 引言

脉搏信号在采集过程中,易受到仪器、呼吸、动作的干扰,通常带有较强的噪声。脉搏信号具有非线性、非平稳并且微弱的特点。采用常规的信号处理方法很难实现脉搏信号的去噪处理与特征点提取<sup>[68]</sup>。脉搏信号的基线漂移主要来源于工频干扰、肌电干扰、呼吸波干扰以及人体动作。脉搏的基线漂移的表现形式为在脉搏上形成一个缓慢的变化量,这一典型分量有时可使脉搏波的波形发生较大的变化,是脉搏噪声干扰的主要来源之一,对脉搏的识别和分析造成较大的影响。

对基线漂移的矫正方法主要有RC滤波、数字滤波补偿基线漂移、基线拟合法。其中,采用数字滤波补偿基线漂移时,如果截止频率太低,将无法很好地消除基线漂移,而截止频率太高,则会使波形发生畸变。基线拟合法是通过多点采样,去掉某些突变点,拟合出基线的波形,并与输入信号相减,以得到稳定的

脉搏波形<sup>[89]</sup>，这种方法的缺点是处理的时间较长。由于基线漂移为非周期直流分量，利用小波变换的带通滤波特性可以容易地将出现在小波分解大尺度上的基线漂移量直接去除，并由重构算法恢复去除基线漂移后的脉搏波波形。

实测的脉搏信号中，有用的信号通常为低频信号或是相对比较平稳的信号，而噪声通常表现为高频信号。由于测试者性别、年龄、皮肤的导电性等均有差异，再加上测试仪器的影响，采集到的不同脉搏信号存在很大差异。利用小波变换，对脉搏信号进行信号频率成分的正确分解，进而采用阈值法保留有效成分，再进行信号重构就可以较容易地实现脉搏信号的消噪。

脉搏的波形可以反映出人体心血管系统的多种生理特征，对波形的几个重要特征点进行识别，对获取脉搏所蕴含的人体生理信息具有极其重要的意义，对人体脉搏信号的进一步分析与研究提供了前提条件<sup>[90-92]</sup>。

小波变换是一种良好的时频分析方法，是自1980年以来由<sup>[67]</sup>等发展起来的。其原理在于继承并发展了加窗Fourier变换的思想，同时克服了其中窗不能随频率变化而变化的不足。小波变换可以实现时（空）域和频域同时局部细化，是一种非常有效的非线性变换方法，其主要优点在于正交性、方向选择性、可变分辨率、可调整的局部支撑、分析数据量小等，特别是它在低频部分具有较高的频率分辨率和较低的时间分辨率，在高频部分具有较高的时间分辨率和较低的频率分辨率。小波变换适合于处理微弱的人体生理信号，因此，利用小波变换可以方便地对脉搏信号进行分析和处理<sup>[93,94]</sup>。

通过分析脉搏信号的频带分布特点和其中各类噪声的来源，本文去除脉搏信号的噪声主要从两个方面来完成：（1）对基线漂移信号的消噪，这种噪声主要为超低频信号分量，在小波变换上的大尺度上可反映出这一频率分量；（2）对工频干扰与肌电干扰的消噪，工频干扰的分量集中在50Hz。有效脉搏信号的频率范围为0-20Hz。

针对脉搏信号波形中的几个重要特征点的提取，也是采用了小波变换技术，再结合阈值比较法，首先准确提取脉搏主波P的波峰，并根据重博前波T的波峰、重博波D波的波峰、降中峡V的波谷与脉搏起始点A的波形特点，将它们定位在不同的区间里，实现特征点的提取<sup>[95]</sup>。在本章中，完成了对脉搏信号进行基线偏移、消噪处理以及脉搏信号特征点的检测。

在不同生理状态下测量得到的连续脉搏信号具有不同的波形，但一般不会存

在十分明显的区别，特别是在很多情况下十分复杂且难以直接从波形形态上加以定量区分。

脉搏波形特征参数  $K$  值与一个脉搏单波所包围的面积有关，由脉搏平均压、收缩压、舒张压定义得到。 $K$  值的大小能够反映血管阻力的变化和动脉弹性的高低。当血管阻力增加或动脉弹性变差时，潮波抬高， $K$  值增加。这样，用  $K$  值这样一个简单的量值来描述脉搏波形的变化，可以在一定程度上反映血管阻力和动脉弹性的变化<sup>[97]</sup>。根据  $K$  值的定义，在计算  $K$  值之前需要提取有代表性的脉搏信号单波。在本章中，首先介绍了波形  $K$  值的定义及与生理意义，然后采用小波变换技术实现了脉搏的代表性单波的提取，进而对比分析了不同生理状态下脉搏波形特征参数  $K$  值的差异。

从定性分析的角度，散点图对定性分析脉搏信号的非线性特征十分重要<sup>[82, 98]</sup>，散点图可以一个视为时间序列的伪相平面图。采用脉搏主波间期的散点图可以比较研究不同个体在生理状态下的脉搏信号的差异性，既能显示脉搏信号的整体特征，又能直观地显示逐搏之间的变化。此外，还可以用脉搏波形的主波间期和降中峡间期构成的散点图、主波高度与重搏波高度构成的散点图进行不同生理状态下脉搏信号的对照。

脉搏信号的幅值和波形反映了心脏运动过程中动脉血压随时间的脉动变化，连续测量得到的脉搏信号是一个具有周期性特点的时变连续信号。不同生理状态会对应不同的脉搏信号，但这种对应不一定十分明显，相反，在很多情况下十分复杂且难以从波形形态上直接区分。

对不同生理状态的生理信号进行频谱分析，可以了解这些信号的频域特性，通过对比研究，还可以区分不同的生理状态和病理状态<sup>[83, 100]</sup>。同时，谱分析技术也是研究离散系统分岔与混沌的重要方法，周期运动在频谱中对应尖峰，而混沌的典型特征则是谱图中会出现宽频噪声背景和宽峰<sup>[101]</sup>。组成脉搏信号的各种波具有不同的频率特性。为了认识脉搏信号的复杂非线性特性，在本章中对不同生理状态的脉搏信号的频谱进行研究。

小波变换和小波包分解提供了时间-尺度分析方法，因此，对小波包分解的结果，也就是对位于一定频带里的时域波形进行再处理，可以获得所需要的复杂信号的时频信息。本章对小波包分解与频带能量比例分析的原理进行介绍，然后对脉搏信号进行小波包分解，利用频带能量比例图来描述不同生理状态的脉搏信号

的特点。

## 4.2 基于小波变换的消除脉搏信号基线漂移和噪声的方法

采集的脉搏信号中常存在如下3种噪声<sup>[65]</sup>：(1) 由人体呼吸或移动引起的基线漂移, 它是一种低频噪声, 频率小于1Hz; (2) 由肢体抖动、肌肉紧张所引起的肌电干扰, 频率范围较广; (3) 工频干扰是频率固定为50Hz的干扰。有效脉搏信号的频率范围为0~20Hz。在这里, 利用小波变换的Mallat算法<sup>[96]</sup>, 将含有各种噪声的脉搏信号进行多尺度小波分解, 得到一系列的近似分量与细节分量, 在各层分量上进行特征识别和阈值处理, 再经小波重构后得到光滑的信号。即采用小波变换有效地去除人体脉搏信号中所含有的基线漂移、工频干扰、肌电干扰噪声影响。

### 4.2.1 小波分析的概念和基本理论

小波变换具有多分辨分析的特点, 能较好地突出信号局部特征, 既适用于大多数非稳定信号的分析, 也适用于具有分形结构的信号, 在微弱、背景噪声较强的随机信号分析中具有重要的意义。

小波变换是一种可以分析信号瞬时频特征的方法。选择适当的基本小波(或母小波、小波基)后, 通过对基本小波的伸缩、平移而形成一系列的小波, 将要分析的信号投影到由伸缩、平移小波构成的信号空间中, 其中窄小波可以取得变频成分, 宽小波能够提取低频成分。

小波变换是一种信号的时间—尺度分析方法, 具有如下特点: (1) 具有多分辨率(多尺度)的特点, 可以由粗至精地逐步观察信号; (2) 小波变换可以视为用基本频率特性为 $\phi(\omega)$ 的带通滤波器在不同尺度 $a$ 下对信号进行滤波处理; (3) 适当地选择基本小波, 使 $\phi(t)$ 在时域上为有限支撑, 因此 $\phi(\omega)$ 在频率上也比较集中, 可以在时、频两域都具有表征信号局部特征的能力, 因此有利于检测信号的瞬态或奇异点。

基本小波的定义: 设 $\phi(t) \in L^2(R)$ 表示平方可积的实数空间, 即能量有限的信号空间, 其 Fourier 变换为 $\hat{\phi}(\omega)$ 。且 $\hat{\phi}(\omega)$ 满足容许条件

$$C_\phi = \int_{\mathbb{R}} \frac{|\phi(\omega)|^2}{|\omega|} d\omega < \infty \quad (4-1)$$

这里,  $\phi(t)$  即是一个基本小波。由基本小波生成的小波为

$$\phi_{(a,b)}(t) = a^{-n/2} \phi\left(\frac{t-b}{a}\right) \quad (4-2)$$

对于连续信号  $f(t) \in L^2(\mathbb{R})$  (能量有限空间),  $f(t)$  的连续小波变换 (Continuous wavelet transform, CWT) 为

$$WT_f(a, \tau) = \langle f(t), \phi_{a,\tau}(t) \rangle = |a|^{-1/2} \int_{\mathbb{R}} f(t) \overline{\phi\left(\frac{t-\tau}{a}\right)} dt \quad (4-3)$$

其中,  $\phi_{a,\tau}(t)$  为依赖于  $a, \tau$  的连续小波基函数 ( $a$  为尺度因子,  $\tau$  为延伸因子)。

可见, 小波变换同 Fourier 变换一样, 都是一种积分变换。同 Fourier 变换相似, 称  $WT_f(a, \tau)$  为小波变换系数。由于小波基不同于 Fourier 基, 因此小波变换与 Fourier 变换有许多不同之处。小波基具有尺度  $a$ 、平移  $\tau$  两个参数, 因此, 将函数在小波基下展开, 意味着将一个时间函数投影到二维的时间-尺度相平面上。

从时频分析的角度, 小波变换具有如下特点: 将连续小波变换表达式与短时 Fourier 变换(STFT)表达式相比较, 若令

$$|a|^{-1/2} \phi\left(\frac{t-\tau}{a}\right) = \phi_{a,\tau}(t) = g(t-\tau) e^{+i\omega\tau} \quad (4-4)$$

则连续小波变换可看成为是一个短时 Fourier 变换。但是, 任意函数在某一尺度  $a$ 、平移点  $\tau$  上的小波变换系数, 实质上表征的是在  $\tau$  位置处, 时间段  $a\Delta t$  上包含在中心频率为  $\omega_0/a$ 、带宽为  $\Delta\omega_0/a$  频窗内的频率分量大小。随着尺度  $a$  的变化, 对应窗口中心频率  $\omega_0/a$  及窗口宽度  $\Delta\omega_0/a$  也发生变化。因此, 短时 Fourier 变换的窗口是固定不变的, 即不随  $\omega$  的变化而变化, 而小波变换是一种多分辨率的时频联合分析。当分析低频(对应大尺度)信号时, 其时间窗很大, 而当分析高频(对应小尺度)信号时, 其时间窗减小。这恰恰符合实际问题中高频信号的持续时间短、低频信号持续时间长的特点。因此, 与固定时窗的短时 Fourier 变换相比, 小波变换在时频分析领域具有不可比拟的优点。

在实际分析时, 一般采用离散小波变换(Discrete wavelet transform, DWT)对信

号进行分析。离散小波变换对时间和尺度的离散间隔计算小波系数，一般采用二进制变换，即尺度、时间位量的选择均按 2 的指数方式进行。任意函数  $f(t)$  的离散小波变换为

$$WT_f(m, n) = \int_{\mathbb{R}} f(t) \cdot \overline{\phi_{m,n}(t)} dt; \quad m, n \in Z \quad (4-5)$$

其中， $\phi_{m,n}(t) = a^{-m/2} \phi_{a,\tau}(2^{-m}t - n)$ 。

利用离散小波变换把信号分解成小波系数，然后再用离散小波逆变换重构信号。

#### 4.2.2 小波变换消除脉搏信号基线漂移的方法

脉搏信号的基线漂移噪声主要来源于工频干扰、肌电干扰、呼吸波干扰以及人体动作等。实际测量时的压力曲线无法避免的会产生漂移，这主要由如下原因造成：（1）由于使用者在采集数据过程中的抖动使压力发生变化；（2）测试者呼吸引起颈部的移动；（3）测试者身体的移动引起颈部的移动。

在利用小波变换方法对信号进行处理的过程中，小波基函数的选择十分重要，利用不同小波基函数对信号进行分解，可以突出不同特点的信号特征。这里采用一维多层小波分解技术，利用 matlab 小波工具箱中的小波分解函数 `wavedec` 和小波重构函数 `wrcoef`。Biorwavf 双正交样条小波是一种非紧支正交的对称小波，具有较高的光滑性，频率特性好，分频能力强，频带相干小，且具有线性相位特性，由于对称性原因，只要采取合理的延拓方法，其边界效应引起的误差可忽略不计。因此在本文脉搏波信号的分解及合成中选择了 Biorwavf 双正交样条小波作为小波基函数，具体为 `bior3.5`。Biorwavf 双正交样条小波是一种双正交对称小波，频率特性好，分频能力强，具有线性相位特点。

小波分解层次的选择也很重要，分解层次不同，效果也不同。例如，对于采样频率为 200Hz 的实测脉搏信号，一般来说，采用 5 次分解已可以满足要求。如果仪器使用中产生了严重的基线漂移，需要进行 8 次以上的小波分解，经 7 次分解后的细节分量和近似分量仍会含有噪声。在尺度 1、3 上分解得到的细节分量与高频干扰（主要为肌电干扰）相对应；尺度 2 下分解得到的细节分量与工频干扰相对应；尺度 8 下得到的近似分量与低频信号相对应，较好地反映了脉搏的基线漂移。

因此,用原信号减去8尺度上的近似分量,即可去除基线漂移噪声。最后将经过阈值量化处理后的尺度1至尺度3的细节分量与未作处理的尺度4至尺度7的细节分量进行小波的重构,便可得到去除基线漂移、工频干扰与肌电干扰噪声后的光滑信号。

### 4.3 基于小波变换的工频噪声和肌电噪声消除方法

实测的脉搏信号中,有用的信号通常为低频信号或是相对比较平稳的信号,而噪声通常表现为高频信号。由于测试者性别、年龄、皮肤的导电性等均有差异,再加上测试仪器的影响,采集到的不同脉搏信号存在很大差异。利用小波变换,对脉搏信号进行信号频率成分的正确分解,进而采用阈值法保留有效成分,再进行信号重构就可以较容易地实现脉搏信号的消噪。

在分析了脉搏信号及其各类噪声的频带分布特点,在消除基线漂移的基础上,还需要对工频干扰、肌电干扰等高频噪声进行消噪处理。工频干扰的分量集中在50Hz,而肌电干扰的频率范围很广。在这里,小波变换的方法同基线漂移部分的处理方法,即对于采样频率为200Hz的原始脉搏信号,选择bior3.5小波作为小波基函数,对原脉搏信号进行8尺度小波分解。

对于上述采样频率为200Hz的脉搏信号,工频干扰主要反映在小波分解的1~3尺度上,而肌电干扰信号的能量主要反映在小波分解尺度的1、2的小波系数上。基于小波变换的脉搏信号去除上述高频噪声的方法具体为:再将小波分解下的尺度1至尺度3的细节分量进行统一的软阈值去噪处理,可去除工频干扰与肌电干扰等高频噪声。最后将经过阈值量化处理后的尺度1至尺度3的细节分量与未作处理的尺度4至尺度8的细节分量进行小波的重构,便可得到去除基线漂移、工频干扰与肌电干扰噪声后的光滑信号。

在阈值处理方面,可以采用3种消噪方法:强制消噪法、全局阈值消噪法和给定软阈值消噪法。其中,强制消噪法是将小波多层分解结构中的系数全部置0,即把高频部分全部滤除掉,然后对低频部分的系数进行小波重构后得到去噪后的脉搏波形,但是重构后的消噪信号比较平滑,高频有用部分丢失严重。默认阈值消噪法是对各层的高频系数也进行阈值处理,可以保留一部分高频有用信号,但对于各部分的高频信号没有特别的选择性。给定软阈值消噪法是在实际的消噪过程

中，利用经验设定阈值，因而会比默认阈值更具有可信度。在本文中采用了给定阈值法。这种方法是对每一层的高频系数均设定一个较合理的阈值，然后再进行小波的重构，在很好地消除噪声的同时，也较好地保留了高频的有用信息。

#### 4.4 基于小波的脉搏信号的特征点检测

脉搏信号是反映人体健康状况的重要生理信号之一，脉图中描述的脉搏波形携带了反映人体生理状态特别是心血管系统)的多种生理病理信息。因此对脉搏波形中的几个重要特征点进行识别，对进一步分析研究脉搏信号所蕴含的人体生理信息具有十分重要的意义。

人的正常脉搏波形图是由连续的脉搏波群组成的。一个典型的单独波形如图 4.1 所示，其中 P 波称为主波；降支上的切迹 V 波称为降中峡；主波和降中峡之间出现的 T 波称为重搏前波或潮波；紧接降中峡出现的 D 波称为重搏波；A 点是一个完整的脉搏波形中的起点。 $h_1, h_2, h_3, h_4$  为各波的高度， $t$  为脉动周期， $t_1, t_2, t_3$  分别为射血时值、心缩期时值和心舒期时值。

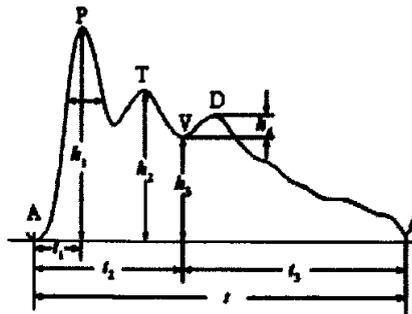


图 4.1 典型脉搏波形的组成

Fig.4.1 Typical pulse wave

在特征点检测过程中，是在对脉搏信号进行小波变换的基础上，根据脉搏信号的频率分布特点，首先重构指定的细节分量信号，采用阈值法在重构信号上确定主波 P 波波峰点的位置。然后根据 P 波波峰与其它特征点的位置关系，分别提取切迹 V 波波谷点、重搏前波 T 波波峰点、重搏波 D 波波峰点和脉搏初始点 A。

##### 4.4.1 P 波波峰点的检测方法

在提取脉搏主波波峰点前，先对所测得的脉搏信号进行基线漂移、工频干扰

及肌电干扰等一系列噪声的去除，此过程可通过小波变换实现。

为了准确检测 P 波波峰点，要选择对称的小波基函数，以便将信号的峰值点变为最大值。本文选择三次 B 样条小波作为小波基函数，它的低通分解滤波器、高通分解滤波器、低通重构滤波器和高通重构滤波器的滤波系数分别为  $H$ 、 $G$ 、 $K$ 、 $L$ ，如表 4.1 所示，其中各个滤波器的系数均满足对称性的要求。

表 4.1 三次 B 样条小波的滤波系数  
Table 4.1 Filter coefficients of cubic B-spline wavelet function

$N$	$H$	$G$	$K$	$L$
-3			0.0078125	0.0078125
-2			0.0546850	0.0468750
-1	0.125		0.1718750	0.1171875
0	0.375	-2.0	-0.1718750	0.6562500
1	0.375	2.0	-0.0546850	0.1171875
2	0.125		-0.0078125	0.0468750
3				0.0078125

例如，对于采样频率为 200Hz 的脉搏信号，根据采样定理，它所能反映信号的最高频率为 100Hz。用三次 B 样条小波对去噪后的脉搏信号进行 4 尺度小波分解。在小波分解中，尺度  $j$  上的重构信号代表的频率范围为  $\frac{1}{2^j} - \frac{1}{2^{j-1}}$ 。有效脉搏信号的频率分布在 0~20Hz 之间，故提取小波分解后的 3 尺度与 4 尺度的细节信号并进行小波重构。为了方便地在重构后的信号上进行 P 波波峰点的识别，可以计算重构后信号的能量值，得到能量值曲线。时间序列  $x(n)$ ，( $n=0,1,\dots,N-1$ )

的能量  $E$  定义为序列各抽样值的平方和，即  $E = \sum_{n=0}^{N-1} |x(n)|^2$ 。

根据重构信号的能量值曲线可以容易地定位 P 波波峰，其每个脉动周期中能量值最大点即为 P 波波峰点。在算法上，采用阈值法在能量值曲线上进行对 P 波波峰点的提取。首先选择两个阈值，其中重构信号能量值均值的 15 倍作为阈值 1，重构信号能量值均值的 1/15 作为阈值 2。然后从头至尾扫描重构信号的能量值曲线，如果信号值超过阈值 1，则记下此处信号的位置 I，继续向后扫描，如果信号值又小于阈值 2，则记下此处信号的位置 II。脉搏信号在位置 I 和位置 II 之间必然存在一个波峰峰值点，即要检测的 P 波波峰点。

#### 4.4.2 其它特征点的检测方法

其它特征点需要参照 P 波波峰点的位置、根据各个波的位置关系顺次检测。对于采样频率为 200Hz 的脉搏信号，T 波波峰是继 P 波后的波峰，P 波波峰后 50 个数据点范围内的最大值及其位置，即 T 波波峰点。同理，D 波波峰又是继 T 波之后的波峰，T 波波峰后 50 个数据点区间内的最大值及其位置，即 D 波波峰点。V 波夹在 T、D 两波之间，T 波波峰后 30 个数据点区间内的最小值为 V 波波谷点。A 点是 P 波波峰之前的波谷点，P 波波峰前 30 个数据点区间内的最小值的位置便是 A 点。在此过程中，上述数据点范围的设定与信号的采样频率有关，应根据实际情况而定。

#### 4.4.3 提取脉搏波形特征点的算法流程

脉搏波形特征点检测算法的完整流程见下图 4.2 与图 4.3。首先采用小波分析与阈值法相结合的方法实现了对脉搏信号的主波波峰的提取，对提取其它波峰与波谷的思路都是首先确定要查找特征点的大体位置的区间，然后根据它们各自的特点，进行最大值或最小值的计算，实现对脉搏波形的特征点的检测与识别。

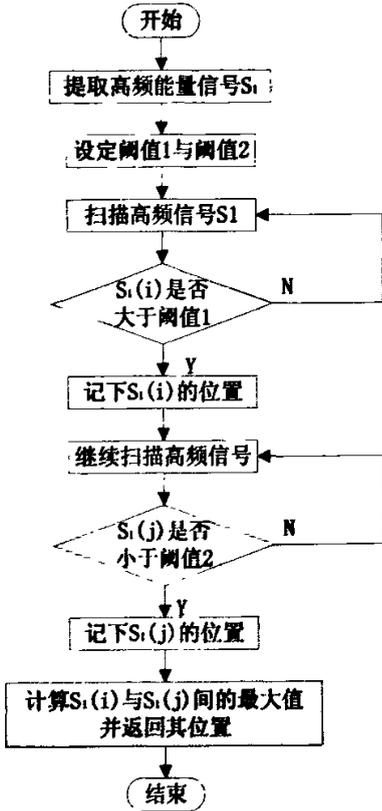


图 4.2 P 波波峰的提取

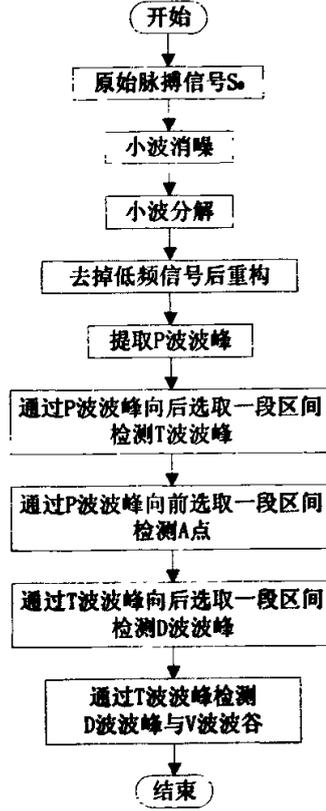


图 4.3 脉搏波形特征点的识别

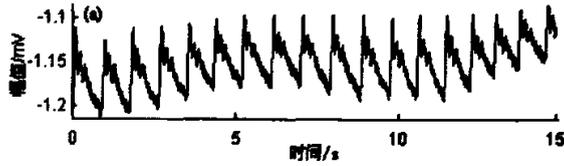
Fig.4.2 Identification of P peaks Fig.4.3 Identification of the characteristic of pulse wave

#### 4.4.4 实测脉搏信号噪声的去除结果

本文的脉搏信号是利用指端光电式脉搏传感器从人体的手指指尖处测量得到的。采样频率为200Hz，采用bior3.5小波对实测脉搏信号(如图4.4(a))进行8尺度小波分解。

在重构的尺度8上的近似信号A8上，明显反映了原始脉搏信号的直流分量及趋势项。由于漂移信号主要为超低频信号分量，用原始信号减去该分量后可以得到去除了直流及缓变趋势分量的脉搏信号，见图4.4(b)。

再对小波分解后的尺度1至尺度3的细节分量进行统一的软阈值去噪处理，阈值为0.020293。最后将经过阈值量化处理后的尺度1至尺度3的细节分量与未作处理的尺度4至尺度8的细节分量进行小波的重构，便可得到去除基线漂移、工频干扰与肌电干扰噪声后的光滑信号，见图4.4(c)。



(a) 原始信号

(a) Test data of human pulse



(b) 消除基线漂移后的脉搏信号

(b) Data depressed of baseline drift



(c) 消除噪声后的脉搏信号

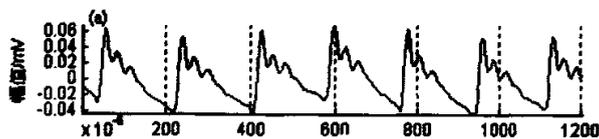
(c) Pulse wave with denoised treatment

图4.4 实测脉搏信号与去噪处理后的信号

Fig.4.4 Test data of human pulse and de-noised signals

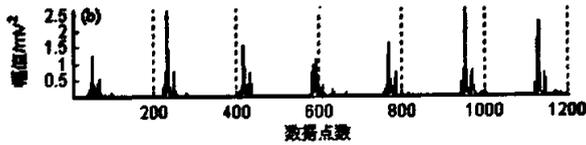
#### 4. 4. 5 脉搏各特征点的提取结果

先对原始脉搏信号进行上述的去噪处理。原始脉搏信号的采样频率仍为200Hz。如图4.5(a)是去噪后的脉搏信号，图4.5(b)是重构后信号的能量值曲线。采用阈值法在能量值曲线上进行P波波峰点的检测，阈值1为 $7.9745e-007$ ，阈值2为 $3.5442e-009$ 。依据P波波峰与其它特征点的位置关系，提取T波波峰点、D波波峰点、V波波谷点和脉搏初始点A。图4.6是对图4.5中的前两个脉搏周期进行5个特征点的识别与提取。



(a) 去噪后的信号

(a) De-noised pulse signal



(b) 重构后信号的能量值曲线

(b) The energy curve of reconstructed signal

图 4.5 去噪后信号与重构后信号的能量值曲线

Fig.4.5 De-noised pulse signal and the energy curve of reconstructed signal

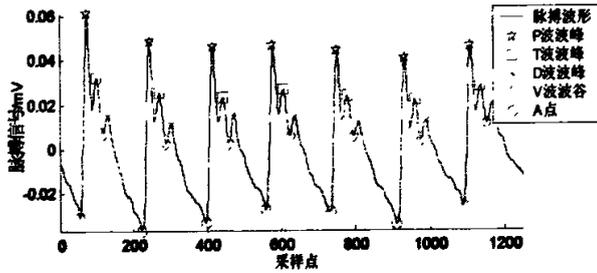


图 4.6 脉搏信号的 5 个特征点的提取

Fig.4.6 Extraction of five feature points of human pulse

通过上述的方法可以准确地检测到每一个 P 波的发生时刻，计算每两个相邻 P 波的时间间隔，便可得到 PP 间期序列。

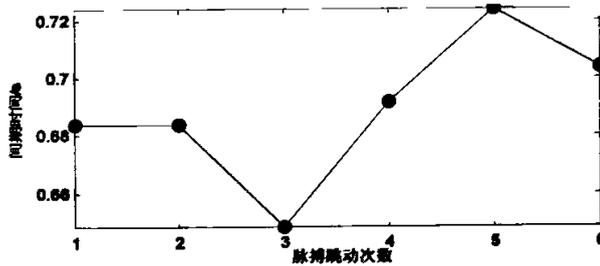


图 4.7 脉搏主波间期序列的获取

Fig.4.7 The obtainment of PP pulse main wave signals

## 4.5 不同生理状态下脉搏信号波形特征参数分析 (K 值法)

### 4.5.1 脉搏波形特征参数 K 值的含义

为了利用脉搏信号对人体生理状态的监测与评估，可以采用脉搏波形特征参数。脉搏波形特征参数  $K$  与脉搏平均压、收缩压、舒张压有关。 $K$  值的大小能反

映血管阻力大小和动脉弹性高低。当血管阻力增加、动脉弹性变差时，潮波抬高将导致  $K$  值增加。这样，用  $K$  值这样一个简单的量值来描述脉搏的变化，以反映血管阻力和动脉弹性的变化。

指端光电式脉搏传感器是一种容积式脉搏血流传感器。容积式脉搏血流是指外周血管中的微动脉、毛细血管和微静脉内流过的血液，其脉动变化反映出心搏功能、血液流动、外周血管和微循环等诸多心血管重要信息。容积脉搏血流的波形一般主波波幅较低，波形圆滑，切迹不明显，重搏波低平，波形上升沿和下降沿都较平缓。这主要是由于脉搏压力波经末梢微血管、毛细血管网的多次分枝阻滞以及微血管周围组织影响的结果。

利用指端光电容积式脉搏血流传感器检测到的脉搏信号，其单波波形形态参数  $K$  值的定义如下。

根据图 4.8 所示的脉搏波形图，定义脉搏压力的波形系数

$$K = \frac{P_m - P_d}{P_s - P_d} \quad (4-6)$$

式中， $P_m$  是脉搏压力  $P(t)$  的平均值， $P_s$  为收缩压， $P_d$  为舒张压。

对于容积脉搏血流，其波形系数可以定义为

$$K' = \frac{Q_m - Q_{\min}}{Q_{\max} - Q_{\min}} \quad (4-7)$$

式中， $Q_m$  是容积脉搏血流  $Q(t)$  的平均值， $Q_{\max}$  为血流波形的最大值， $Q_{\min}$  为血流波形的最小值。设  $P_m$  和  $Q_m$  之间满足下式

$$R = \frac{P_m}{Q_m} \quad (4-8)$$

式中， $R$  为血管外周阻力。因此，容积脉搏血流与脉搏压力之间的关系为

$$Q_m = \frac{P_m}{R} = \frac{P_d}{R} + K \frac{P_s - P_d}{R} = Q_{\min} + K'(Q_{\max} - Q_{\min}) \quad (4-9)$$

可见，容积脉搏血流中包含两部分：直流分量和脉动分量。其中，直流分量为

$$Q_{\min} = \frac{P_d}{R} \quad (4-10)$$

脉动分量为

$$K'(Q_{\max} - Q_{\min}) = \frac{K}{R} (P_s - P_d) \quad (4-11)$$

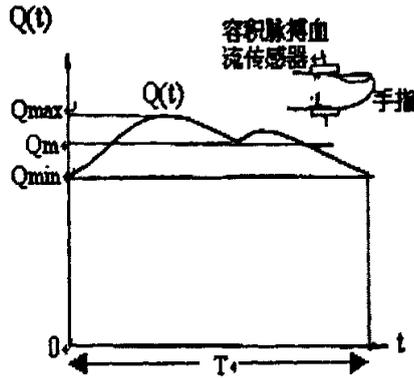


图 4.8 光电容积式传感器测得的容积式脉搏血流波形

Fig. 4.8 Blood wave of volume pulse measured by photoelectric pulse sensor

直流分量是心搏出量的主要部分，是血管阻力、血管弹性等血流参数的主要度量。脉动分量能够反映微循环的优劣状态。

在进行计算时，已知  $P_s$ 、 $P_d$  和脉搏压力波形系数  $K$ ，根据脉动分量公式(4-11)可以标定出脉搏压力的脉动分量。同时，考虑到脉搏压力波形系数  $K$  与容积脉搏血流波形系数  $K'$  之间的近似关系

$$K' = (K + 0.1) \pm \Delta, \quad (\Delta < 0.05) \quad (4-12)$$

对于此式，人的个体差异影响不大。这样可以由  $P_s$ 、 $P_d$  及  $K'$  标定出容积脉搏血流的脉动分量。考虑到在不同  $P_s$ 、 $P_d$  情况下， $\frac{K}{R}$  对  $K$  的变化并不太敏感，因而根据  $P_s$ 、 $P_d$  及  $K'$  的大小，可以估算出  $\frac{K}{R}$  的数值，从而计算出其脉动分量的大小。再根据它在容积脉搏血流中的比例，推算出容积脉搏血流的平均值  $Q_m$ ，进而求出心搏出量  $S_V = Q_m T$ 。

在实际计算过程中，根据一段连续的脉搏信号，在小波变换的帮助下分割成几个单波，再对这几个单波求平均，用得到的平均波来计算波形特征参数  $K$  值。

#### 4.5.2 不同生理状态下的脉搏波形特征参数分析

根据医学领域的经典分析<sup>[99]</sup>，可以按血管阻力的大小及动脉弹性的高低把脉搏分成四种类型，它们的波形具有明显不同的外形特征，即低阻力型、中等阻力型、高阻力型、极高阻力型。每种类型与不同的生理状态相对应。在大量数据分析的基础上，归纳得到这四种类型与脉搏波形特征参数  $K$  值之间有如下对应关系：

(1)  $K < 0.35$  是低阻力型。其特点是主波窄而高，潮波不明显，重搏波的波峰和波谷位置较低，这种状态下血管阻力小，动脉弹性好。一般是健康年青人、怀孕妇女、或者是血液粘度低的贫血病患者、血管扩张药物的影响等。

(2)  $K = 0.35 \sim 0.4$  是中等阻力型。其特点是主波波峰较尖，潮波十分明显，主波、潮波和重搏波三个波峰呈阶梯状。这种状态下血管阻力、动脉弹性和血液粘度适中。一般是健康的中年人。

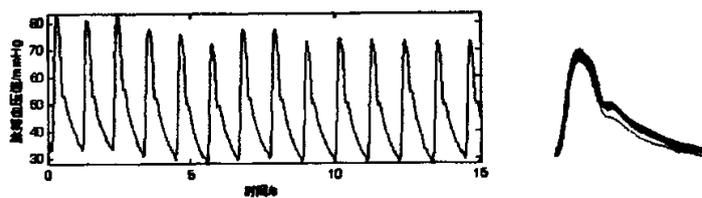
(3)  $K = 0.4 \sim 0.5$  是高阻力型。其特点是潮波突出抬高，接近主波或与主波呈不同程度的融合，重搏波的波峰与波谷位置都抬高，变得平坦且不易区分。这种状态下血管阻力较高、动脉弹性差、血液粘度较大。一般是中老年人、高血压和动脉硬化病人、血液粘度高的人或血管收缩药物的影响等。

(4)  $K > 0.5$  是极高阻力型。其特点是潮波完全与主波融合，甚至超过主波，重搏波的波峰与波谷都抬高且混为一体。这种状态下血管阻力极高、动脉弹性极差、血液粘度极高。一般是严重高血压和血管粥样硬化病人。

#### 4.5.3 不同生理状态下脉搏单波波形特征参数 $K$ 值

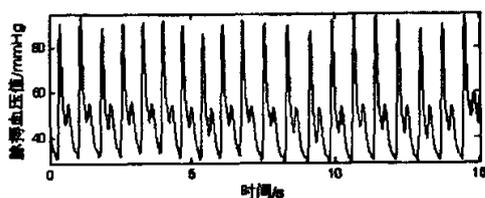
对不同生理状态下的一段时间内连续的脉搏信号进行分析，按上面给出的方法确定每个波形的起始点，分离出单波。根据上节公式计算每个单波的特征参数  $K$  值，最后对这几个单波  $K$  值求平均得到这种生理状态下的脉搏波形特征参数  $K$  值。如下列出五种典型的生理状态的脉搏波形特征参数  $K$  值的具体计算结果。这五组脉搏信号分别是：(1) 年龄差异：75 岁女性和 25 岁女性、(2) 性别差异：23 岁男性和 23 岁女性、(3) 睡眠状态差异：健康人在熟睡状态和健康人处于焦虑和紧张的睡眠状态、(4) 健康的 70 岁女性和急重病患者、(5) 健康女性体育运动之前和运动之后。

上述五组脉搏信号的连续波形和分离出的数个单波分别如下图 4.9~4.13 所示。



(a) 75 岁

(a) 75 years old

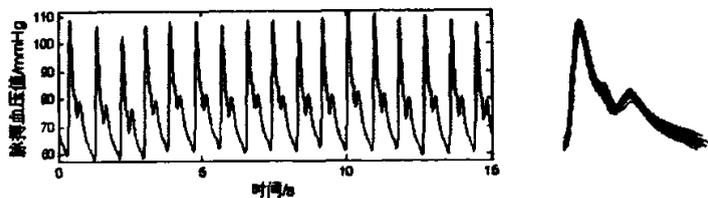


(b) 25 岁

(b) 25 years old

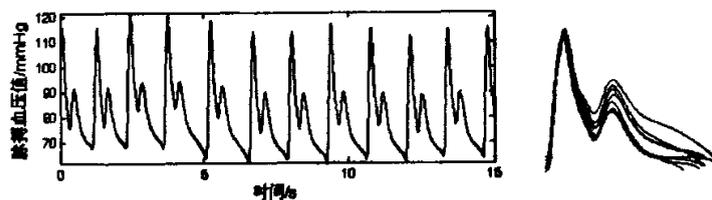
图 4.9 不同年龄脉搏信号

Fig. 4.9 Pulse waves of different age persons



(a) 正常女性

(a) Healthy female

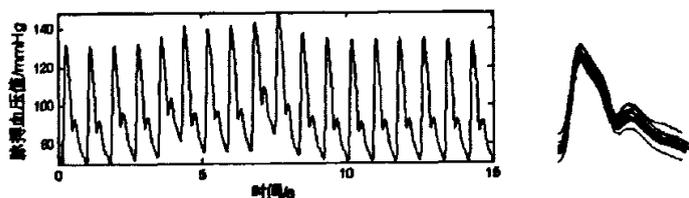


(b) 正常男性

(b) Healthy male

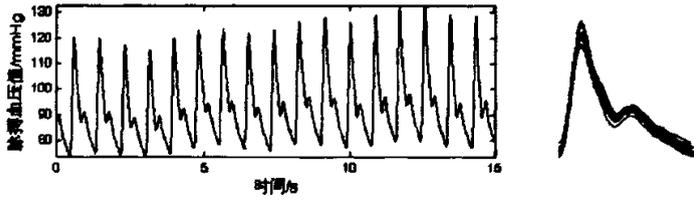
图 4.10 不同性别脉搏信号

Fig. 4.10 Pulse waves of different sexual persons



(a) 正常熟睡状态

(a) Deep sleep state

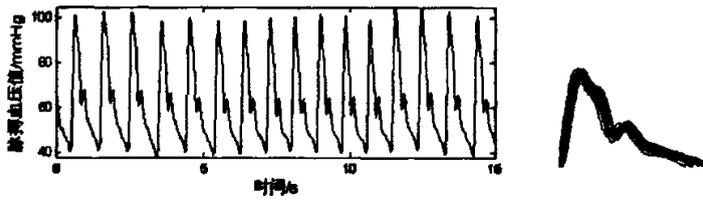


(b) 睡眠不良状态

(b) Sleepless state

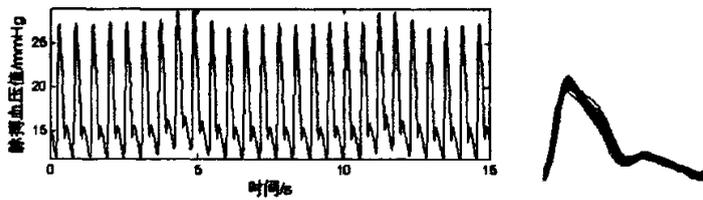
图 4.11 不同睡眠状态脉搏信号

Fig. 4.11 Pulse waves in different sleep states



(a) 健康状态

(a) Healthy state

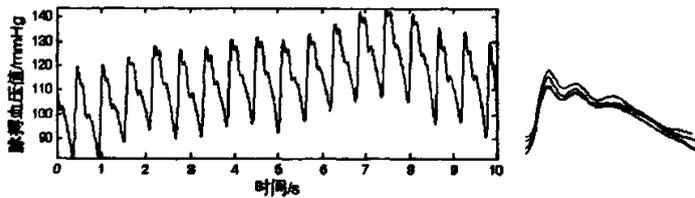


(b) 病理状态

(b) Unhealthy state

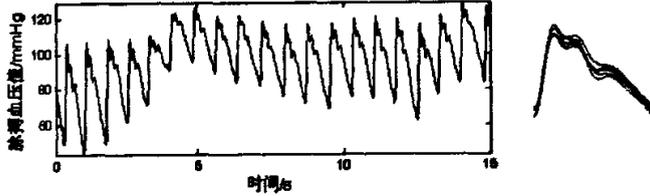
图 4.12 不同健康状态脉搏信号

Fig. 4.12 Pulse wave in different healthy states



(a) 运动前安静状态

(a) Before exercises



(b) 运动后状态

(b) After exercises

图 4.13 不同运动状态脉搏信号

Fig. 4.13 Pulse waves in different states

上述五组不同生理状态下脉搏信号的波形特征参数  $K$  值的计算结果如下表 4.2 所示。

表 4.2 不同状态下脉搏平均波的  $K$  值

Table 4.2  $K$  values of averaged pulse waves in different states

状态	75岁	25岁	年轻女性	年轻男性	正常熟睡	睡眠不良	健康	病理	运动前	运动后
K 值	0.3676	0.3313	0.3353	0.3277	0.3928	0.3543	0.3485	0.3702	0.5417	0.5259

根据表 4.2 以及对其它更多的脉搏信号进行分析计算可知，脉搏波形特征参数  $K$  值所能反映的信息有限，缺少代表性，从这些  $K$  值结果中一般不能找出更多的规律，只能得到一些简单的定性结论。

## 4.6 脉搏主波间期的散点图

在小波变换的基础上，通过对去噪后的脉搏信号进行多层分解，依据脉搏信号的频率分布特点，重构特定的细节分量信号，进而采用阈值法在重构信号的能量值曲线上完成主波P波波峰点的位置的检测。然后根据P波波峰与其它特征点的位置关系，容易地提取了切迹V波波谷点、重搏前波T波波峰点、重搏波D波波峰点、脉搏初始点A等脉象波形的主要特征点。在这里，根据这些脉搏波形特征点，分别构造脉搏主波间期序列、重搏波间期序列、切迹波间期序列，以及主波高度  $h_1$  序列、降中峡高度  $h_2$  序列、 $h_1/h_2$  序列等，这些序列可以作为对脉搏信号进行深入研究的对象。

利用脉搏主波间期序列可以容易地构造出脉搏主波间期散点图。根据时间序列分析理论，这种由连续序列点形成的散点图是时间序列的一种伪相平面图。散

点图可以携带时间序列系统复杂的动力学性质。脉搏主波间期散点图的绘制方法如下。

根据提取的连续脉搏信号的主波间期数据，先以第一个主波间期数值为横坐标轴，第二个主波间期数值为纵坐标轴，在直角坐标系上定出第一个散点，再以第 2 个主波间期数值为横坐标，第三个主波间期数值为纵坐标，定出第二个散点，依次类推。最后得到横坐标轴为  $PP(n)$ 、纵坐标轴为  $PP(n+1)$  的散点图。

选取几组不同生理状态下的脉搏数据，采样频率均为 250Hz(只有病理状态为 125Hz)，采样时间为 3 min。将原数据去噪后提取连续脉搏信号的主波间期序列，进行散点图的对照。其中包括健康人不同年龄、不同性别、不同睡眠状态、不同生理状态以及不同运动状态等五组主波间期散点图。如图 4.14~4.18 所示是这五组不同生理状态的脉搏信号的主波间期散点图。其中图 4.14 对比了年龄为 75 岁和 25 岁不同年龄的散点图，图 4.15 对比了健康男性和女性的散点图，图 4.16 对比了正常熟睡状态和睡眠不良状态下的散点图，图 4.17 对比了健康人和 ICU 病人的散点图，图 4.18 对比了同一被试者运动前和运动后的散点图。

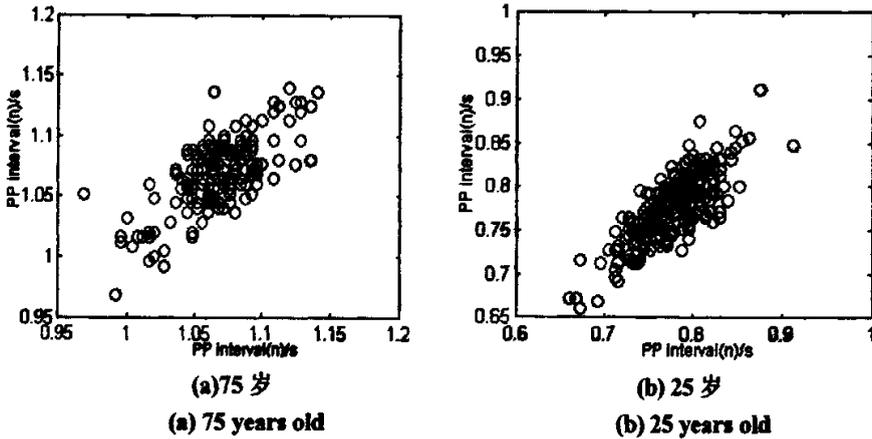


图 4.14 不同年龄脉搏信号的主波间期散点图

Fig. 4.14 Scattered plots of different age persons

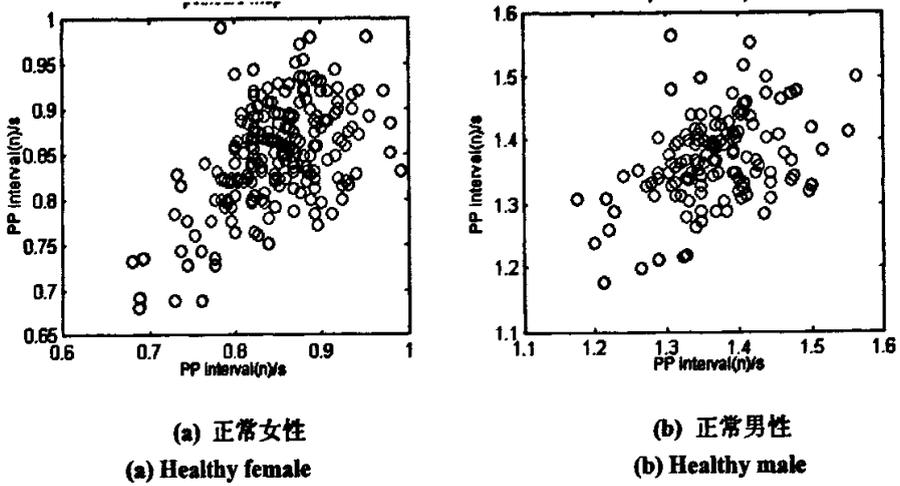


图 4.15 不同性别脉搏信号的主波间期散点图

Fig. 4.15 Scattered plots of different sexual persons

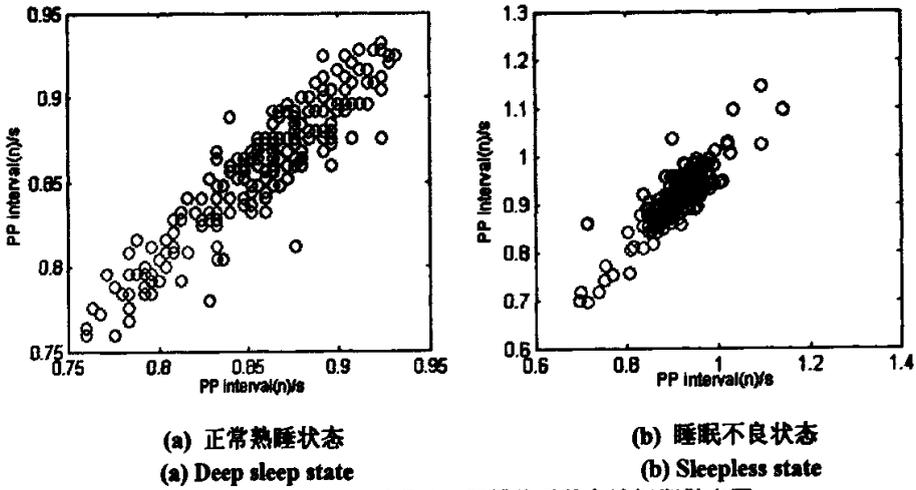


图 4.16 不同睡眠状态脉搏信号的主波间期散点图

Fig. 4.16 Scattered plots in different sleep states

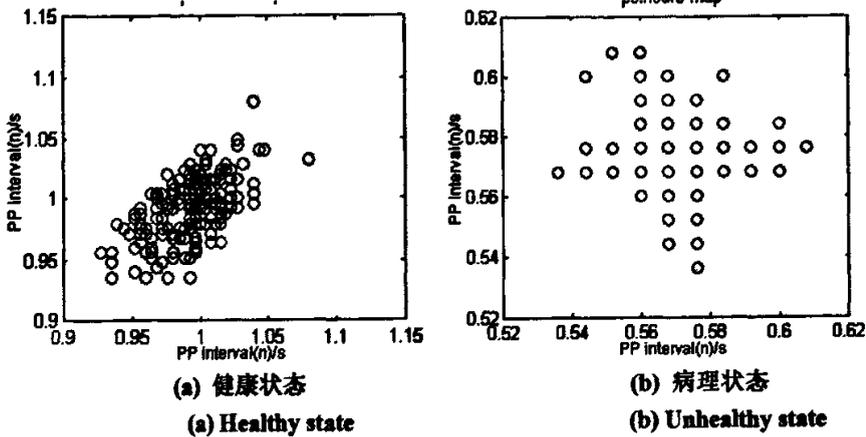


图 4.17 不同健康状态脉搏信号的主波间期散点图

Fig. 4.17 Scattered plots in different healthy states

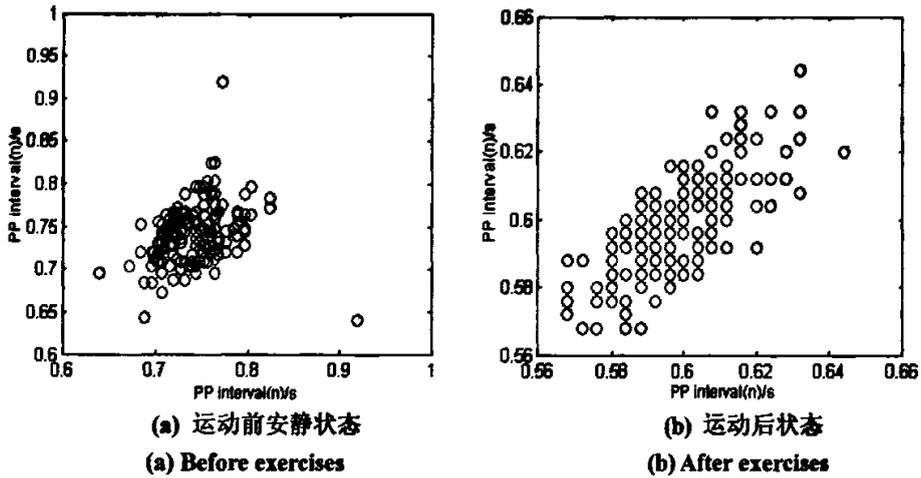


图 4.18 不同运动状态脉搏信号的主波间期散点图

Fig. 4.18 Scattered plots in different states

从以上散点图可以看出，不同生理状态的脉搏主波间期散点图有较明显的区分。结合更多的脉搏信号数据分析结果，一般从脉搏主波间期散点图可以得到如下一致性的结论：

正常状态主波间期散点图的散点大多集中在  $45^\circ$  直线附近，表明正常状态下相邻的主波间期大致相等。健康状态主波间期的散点图还呈现出对称性扩散形状。分散的程度代表了数据段内主波间期的差异情况，分散度小说明主波间期变化不大。

主波间期的散点图内的相点如果沿  $45^\circ$  散开表明有不舒服的现象。非健康状态下，散点图的上部相点分散度大时，反映心不舒服程度大，而在图的下端是心率快的范围，相点分布逐渐变窄，说明心率加快时心律不齐的程度会减小。

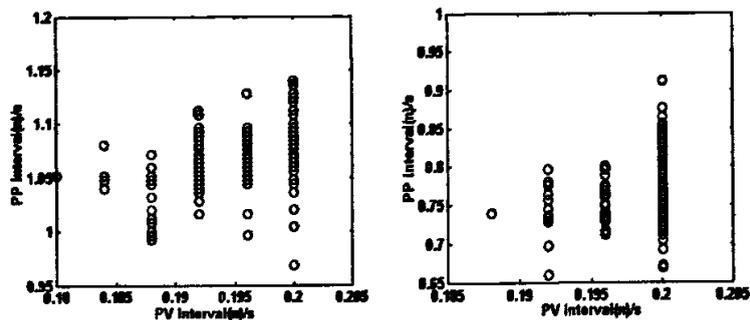
清醒状态的主波间期散点图分布范围相对集中，在短范围主波间期内形态短小，从生理角度可以反映交感神经和迷走神经张力都降低。

健康和清醒状态下性别和年龄的主波散点图状态没有区别。而疲劳或情绪状态不同，会影响主波散点图的复杂性或者分散形态。

#### 4.7 根据脉搏波形其它特征点构造的散点图

如下给出另外几组根据脉搏信号的其它波形特征点构造出的散点图，它们从另外的角度反映了不同生理状态下的脉搏信号的不同特征。

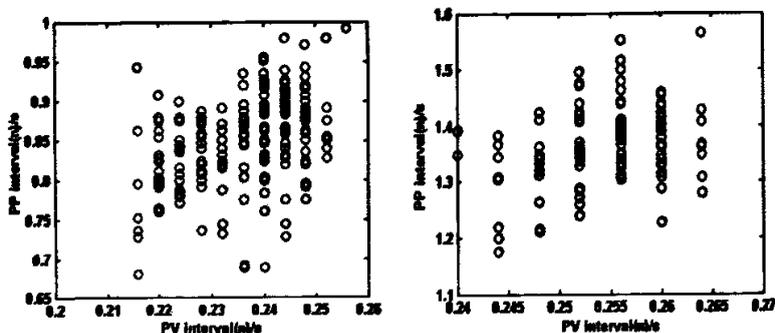
(1) PP-PV 散点图



(a) 75 岁 (a) 75 years old (b) 25 岁 (b) 25 years old

图 4.19 不同年龄 PP-PV 散点图

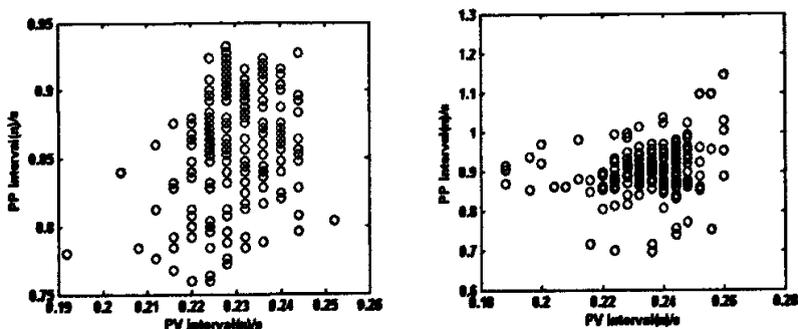
Fig.4.19 PP-PV scattered plots of different age persons



(a) 正常女性 (a) Healthy female (b) 正常男性 (b) Healthy male

图 4.20 不同性别 PP-PV 散点图

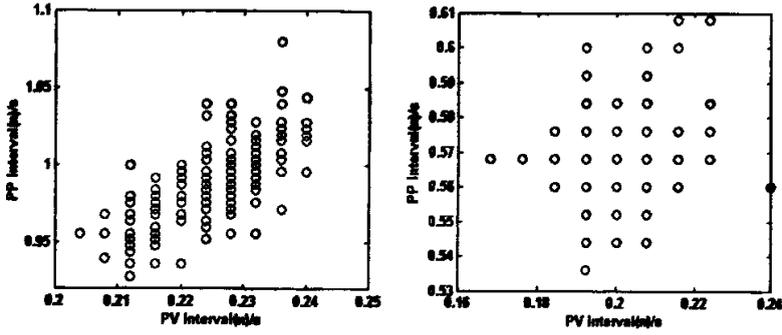
Fig. 4.20 PP-PV scattered plots of different sexual persons



(a) 正常熟睡状态 (a) Deep sleep state (b) 睡眠不良状态 (b) Sleepless state

图 4.21 不同睡眠状态 PP-PV 散点图

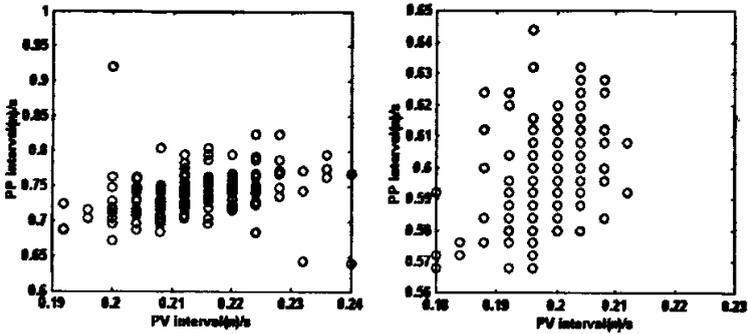
Fig. 4.21 PP-PV scattered plots in different sleep states



(a) 健康状态 (a) Healthy state  
(b) 病理状态 (b) Unhealthy state

图 4.22 不同健康状态 PP-PV 散点图

Fig. 4.22 PP-PV scattered plots in different healthy states

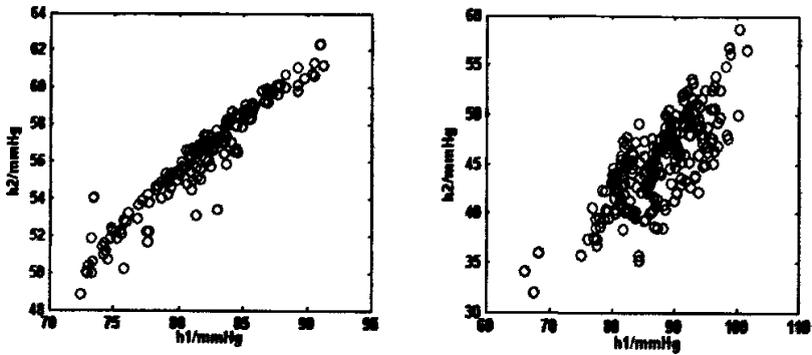


(a) 运动前安静状态 (a) Before exercises  
(b) 运动后状态 (b) After exercises

图 4.23 不同运动状态 PP-PV 散点图

Fig. 4.23 PP-PV scattered plots in different states

(2) h1-h2 散点图



(a) 75岁 (a) 75 years old  
(b) 25岁 (b) 25 years old

图 4.24 不同年龄 h1-h2 散点图

Fig. 4.24 h1-h2 scattered plots of different age persons

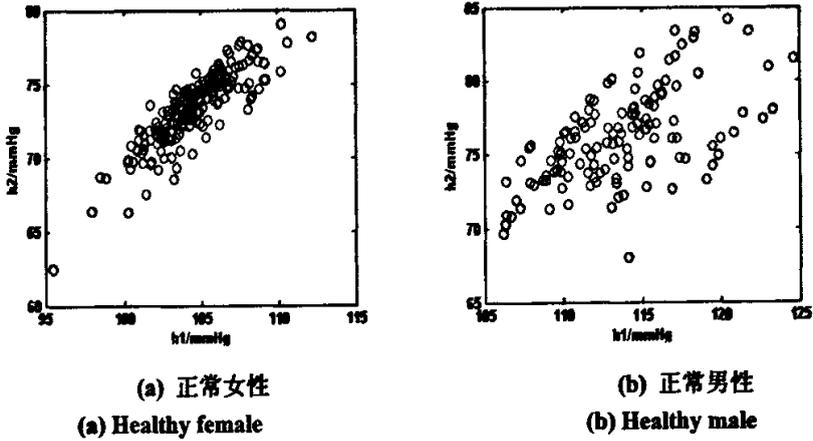


图 4.25 不同性别 h1-h2 散点图

Fig. 4.25 h1-h2 scattered plots of different sexual persons

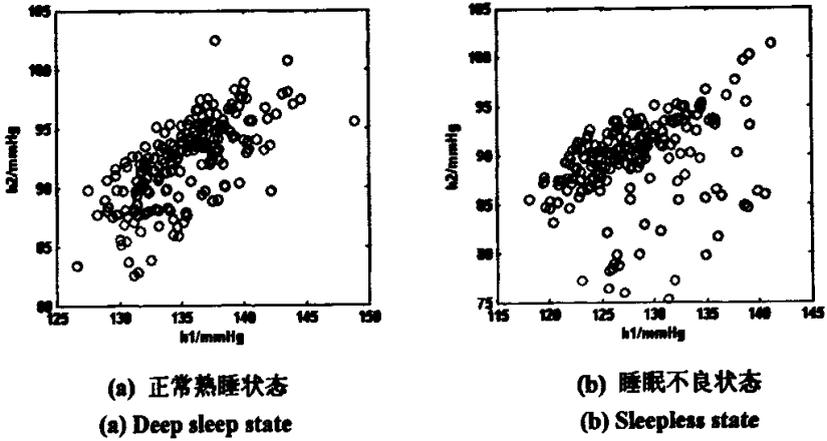


图 4.26 不同睡眠状态 h1-h2 散点图

Fig. 4.26 h1-h2 scattered plots in different sleep states

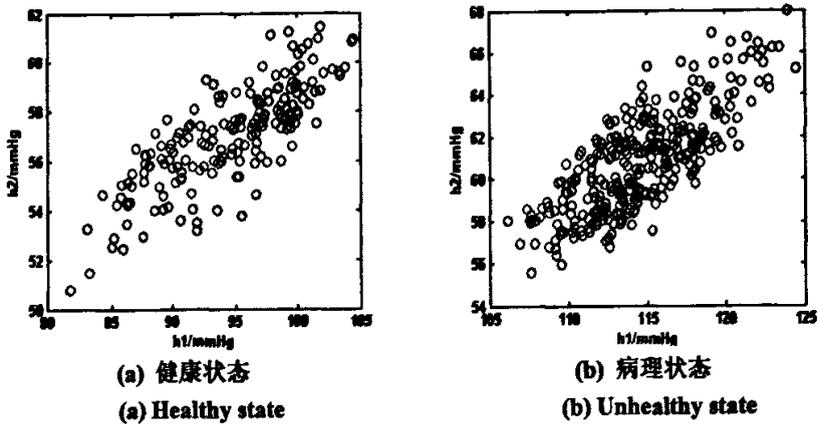


图 4.27 不同健康状态 h1-h2 散点图

Fig. 4.27 h1-h2 scattered plots in different healthy states

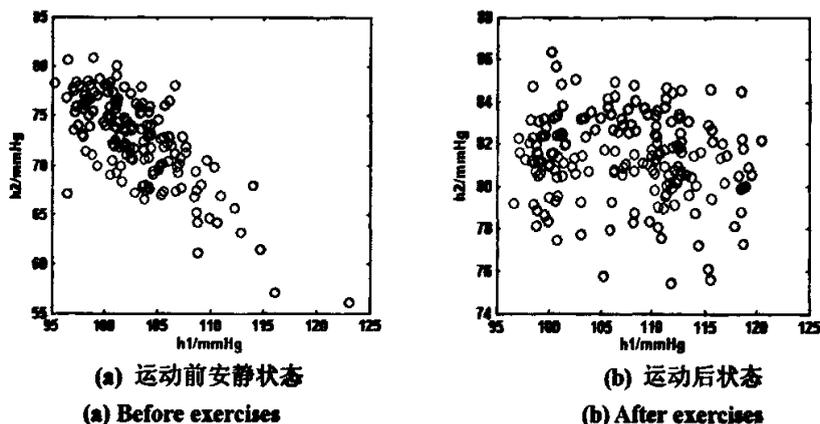


图 4.28 不同状态 h1-h2 散点图

Fig. 4.28 h1-h2 scattered plots in different states

h1-h2散点图不仅可以直观地看出脉搏波各个时刻的收缩压（h1高度）和左心室由收缩期转变为舒张期这一时刻的血压值（h2高度），还可以清楚地看到二者的关系及分布情况。h1的高度反应左心室射血功能和大动脉的顺应性，即左心室的射血功能强，大动脉的顺应性大，则h1大。h2的高度，主要反应血管外周阻力的的大小。外周阻力增高时，表现为h2增高。

通过以上各种不同状态的 h1-h2 散点图的比较分析，可以得出：年龄比较中，25 岁的 h1/h2 的比值大于 75 岁的 h1/h2 的比值，说明前者的左心室射血功能和动脉的顺应性程度比后者的要强；运动前后的比较中，运动前的左心室射血功能和动脉的顺应性程度要弱于运动后的程度。

## 4.8 脉搏信号的频谱分析

一般地，周期信号和准周期信号的频谱具有明显的离散谱线。具有混沌特征的信号，其功率谱可能存在尖峰，但一般横向会较宽，且常存在宽带的背景噪声。因此，频谱图对区分周期、准周期以及混沌态有一定价值。

设脉搏信号时间序列  $X(n)$ ,  $n = 0, 1, \dots, N - 1$  的功率谱为  $P(\omega)$ 。把  $X(n)$  分成长度为  $L$  的  $K$  个重叠段，可以求得修正的周期图谱估计。在实际计算过程中，各序列段重叠  $L/2$  个采样点，分段总数为  $K = \frac{N - L/2}{L/2}$ 。第  $i$  段的数值定义为

$$x_i(m) = X(i \times L/2 + m)W_d(m) \quad (4-13)$$

其中,  $m=0, 1, \dots, L-1, i=0, 1, \dots, K-1$ ;  $W_d(m)$  为  $L$  个点的窗函数。

经加窗处理后的序列段  $x_i(m)$  进行  $M$  点离散傅立叶变换

$$X_i(k) = \sum_{m=0}^{M-1} x_i(m) \exp(-j \frac{2\pi}{M} km), \quad k=0, 1, \dots, M-1 \quad (4-14)$$

若  $L < M$ , 序列要用  $M-L$  个零值补齐。对修正周期图

$$S_i(k) = |X_i(k)|^2 \quad (4-15)$$

求平均得到归一化角频率  $2\pi \frac{k}{M}$  处的功率谱估计值为

$$S(2\pi \frac{k}{M}) = \frac{1}{kU} \sum_{i=0}^{k-1} S_i(k) \quad (4-16)$$

式中,  $U = \sum_{m=0}^{L-1} W_d^2(m)$ 。

设  $x(t)$  的 Fourier 变换为  $X(\omega)$ , 由于时域和频域内同一信号的功率应该相等,

故

$$P = \frac{1}{T} \int_{-\infty}^{\infty} x^2(t) dt = \frac{1}{2\pi T} \int_{-\infty}^{\infty} |X(\omega)|^2 d\omega = \frac{1}{2\pi} \int_{-\infty}^{\infty} S_x(\omega) d\omega \quad (4-17)$$

也就是

$$S_x(\omega) = |X(\omega)|^2 / T \quad (4-18)$$

此式反映了幅值谱  $X(\omega)$  与功率谱密度  $S_x(\omega)$  之间的关系。

由于测试者性别、年龄、个体、健康状态、时间的差异, 采集得到的不同人的脉搏信号一般存在很大差异。依据奈奎斯特采样定律, 采样率如果是信号的最高频谱的两倍, 通过理想的无限衰减插值滤波器可以保留所有信息。但由于理想的滤波器难以实现, 并且考虑到特殊情况下脉搏信号可能包含较高频成分, 根据不同的分析需要, 故脉搏信号的采样频率一般取 20~250Hz。

利用 Matlab 中的 FFT 函数, 可以很方便地计算脉搏信号的幅值谱。设计算幅值谱的数据序列为  $x$ , 采样点数为  $N$ , 采样频率为  $fs$  Hz, 计算过程如下 (Matlab 程序):

```
Y=fft(x,N);
```

```
f=fs/(N)*(0:N/2-1);% 计算变换后不同点对应的频率
```

```

Am=sqrt(Y.*conj(Y))/(N/2);% 计算幅值
plot(f,Am(1:N/2),'k','LineWidth',1.0)
xlabel('频率/Hz','fontsize',9)
ylabel('脉搏幅值谱/mmHg','fontsize',9)

```

## 4.9 脉搏信号的小波包分解频带能量比例分析方法

脉搏信号可以采用小波包分解技术进行时频分析，通过比较分析不同时刻的脉搏信号的瞬时频率和幅值(或能量)，掌握不同状态下脉搏信号的复杂变化规律。

小波变换和小波包分解提供了时间-尺度分析方法，小波包分解对小波变换中没有分解的高频段信号进行再分解，在不同的层次上对各种频率作不同的分辨率选择，更具有灵活性。以 Mallat 算法为基础，小波包信号分解与重构也具有快速算法，实用性很强，已在脉搏信号检测中取得了实效。

对于小波变换和小波包分解的结果，也就是对位于一定频带里的时域波形进行再处理，可以获得所需要的时频信息。小波包分解技术将信号正交地、独立地分解到各个频带内，这些分解频带信号都具有一定的能量。可以用能量比例棒图直观的反映出脉搏信号在各频带内的能量大小，通过能量比例棒图可以很好地进行脉搏信号的检测和分析。

本节首先对小波包分解与频带能量监测原理进行了介绍，然后对脉搏信号进行小波包分解，运用了多种频带能量比例曲线来描述脉搏信号的状态。可以通过检测脉搏信号的能量比例图的变化实现对脉搏信号的分析 and 监测。

### 4.9.1 小波包信号分解原理

#### (1) 小波包分解原理

在小波变换的多分辨率分析和对信号进行时频分解时，由于其尺度是按二进制变化的，每次分解得到的低频逼近信号和高频细节信号平分被分解信号的频带，二者带宽相等。小波变换对信号的分解都是对低频逼近信号  $A_j$  进行再分解，不再对高频细节信号  $D_j$  进行再分解。若离散信号  $A_0$  的频率上限是  $f_N$ ，则首次分解信号的逼近信号  $A_1$  的频带为  $0$  至  $2^{-1}f_N$ ，细节信号  $D_1$  的频带为  $2^{-1}f_N$  至  $f_N$ ；第二次

分解则对  $A_1$  进行分解, 而  $D_1$  保持不变, 得到的分解信号  $A_2$  和  $D_2$ ,  $A_2$  的频带为 0 至  $2^{-2} f_N$ ,  $D_2$  的频带为  $2^{-2} f_N$  至  $2^{-1} f_N$ , 依此类推。这样, 对信号的频带进行指数等间隔划分。由于小波函数的正交性, 这些分解频带相互独立, 信息无冗余, 也不疏漏。小波变换的这种分解方式, 高频频带信号的时间分辨率高而频率分辨率低, 低频频带信号的时间分辨率低而频率分辨率高<sup>[102]</sup>。

在实际应用中, 往往希望提高高频频带信号的频率分辨率, 小波包分解给出了解决问题的途径。小波包分解能够为信号提供一种更加精细的分析方法, 它在全频带对信号进行多层次的频带划分, 继承了小波变换所具有的良好时频局部化优点, 继续对小波变换没有再分解的高频频带作进一步的分解, 从而提高了频率分辨率, 因此小波包分解具有更广泛的应用价值。图 4.29 是小波包信号分解频带划分的示意图。

信号的小波变换和小波包分解, 由于分解正交性, 分解后的每一个频带都不交叠, 输出的两个频带的带宽减半, 因此采样率可以减半而不致引起信息的丢失。这是因为带通信号的采样率决定于其带宽, 而不决定其频率上限。

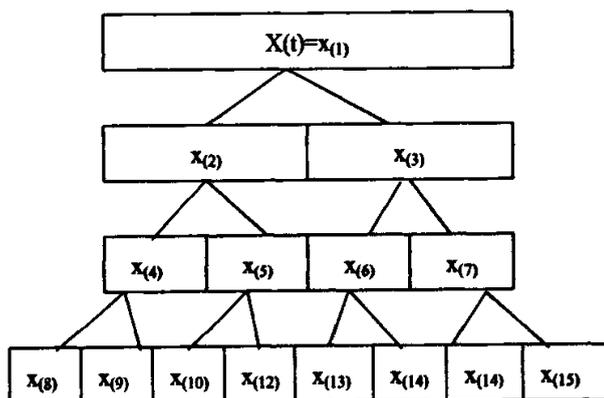


图 4.29 小波包分解示意图

Fig.4.29 Schematic plan of wavelet packet decomposition

## (2) 小波包分解频带能量比例的原理

小波包分解技术将信号无冗余、无疏漏、正交地分解到相互独立的频带内, 这些分解频带信号都具有一定的能量, 每个频带里信号的能量对于脉搏信号十分有用的信息。目前, 国内外大都采用 FFT 频谱分析选取某些特征频率的幅值来进行检测。这种方法相当于只考虑正弦信号的能量, 而没有考虑其它非线性因素的

能量。频带能量检测应当计及各频带里信号的全部能量，包括非线性因素带来的影响，这些因素的特征波形往往是非线性的，不能简单地用正弦分量来表示。小波包信号分解是将包括正弦信号在内的任意信号划归到相应的频带里，用每个频带里信号的能量来反映脉搏信号的运行状态。因此，用小波包分解频带能量监测更具有合理性，通过检测对应频带里能量比例的变化，可对脉搏信号运行状态进行有效的检测、分析。

根据分辨分析关系  $L^2(R) = \oplus W_j$ ,  $j \in Z$ , 得到小波子空间  $W_{j+1}^n$  中的分解关系

$$W_{j+1}^n = U_{j+1}^n = U_j^{2^n} \oplus U_j^{2^{n+1}} \quad (j \in Z) \quad (4-19)$$

小波包分解一般表达式为

$$W_j = U_{j-k}^{2^k} \oplus U_{j-k}^{2^{k+1}} \oplus \dots \oplus U_{j-k}^{2^{2^k-1}} \quad (j, k \in Z) \quad (4-20)$$

式(4-20)可写成

$$W_j = \bigoplus_{m=0}^{2^k-1} U_{j-k}^{2^{k+m}} \quad (j, k, m \in Z) \quad (4-21)$$

这里  $j = 1, 2, \dots; k = 1, 2, \dots; m = 0, 1, 2, \dots, 2^k - 1$ 。

对于信号  $x(t)$  的小波包分解，分解信号  $x_{2^k+m}$  属于子空间  $U_{j-k}^{2^{k+m}}$ 。若  $j = 0$ , 则  $k = 0$  和  $m = 0$ , 表示在分辨率为  $j$  水平下的原始信号  $x(t)$  自身，记为  $x_1$ 。如果  $x_1$  分解 1 次，即  $k = 1, m = 0, 1$ , 在小波包分解第 1 层上得到分解信号  $x_2$  和  $x_3$ 。如果  $x_1$  分解 2 次，即  $k = 2, m = 0, 1, 2, 3$ , 在小波包分解第 2 层上得到分解信号  $x_4, x_5$  和  $x_6, x_7$ , 依此类推。

采用的小波包信号分解是正交分解，各分解频带的信号互相独立，它们无冗余，不疏漏。所以小波包信号分解遵循能量守恒原理，有如下关系

$$E_n(x(t)) = \sum_{m=0}^{2^k-1} E_n(U_{j-k}^{2^{k+m}}) = \sum_{m=0}^{2^k-1} E_n(x_{2^k+m}) = \sum_{m=0}^{2^k-1} E_n(x^{k,m}(i)) \quad (4-22)$$

这里  $E_n(\circ)$  表示信号的能量。在分辨率为  $j$  水平下的小波包信号分解中， $x^{k,m}(i)$  表示位于  $U_{j-k}^{2^{k+m}}$  子空间信号  $x_{2^k+m}$  的离散信号。

设分解频带中离散信号  $x^{k,m}(i)$  的数据长度为  $N$ , 其能量可表示为

$$E_n(x^{t,m}(i)) = \frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N (x^{t,m}(i))^2 \quad (4-23)$$

这里  $k$  表示分解次数;  $m = 0, 1, 2, \dots, 2^k - 1$ , 表示分解频带的位置序号。

为了在应用上通用化, 可采取归一化相对能量监测。即用分解频带信号能量占信号总能量的分数来表示。第  $m$  频带分解信号的相对能量为

$$E_n(m) = \frac{E_n(x^{t,m}(i))}{E_n(x(t))} \quad (4-24)$$

根据能量守恒原理, 显然有

$$\sum_{m=0}^{2^k-1} E_n(m) = 1 \quad (4-25)$$

#### 4.9.2 计算步骤

对于某脉搏信号  $x$ , 数据长度为  $N$ , 采样频率为  $fs$  Hz。在 Matlab 中实现小波包解频带能量比例分析的核心算法的具体步骤如下 (其中共分解 6 层, 采用了“db44”作为小波基函数, Matlab 程序):

(1) 小波包分解:

```
WP_X = wpdec(x,6,'db44');
```

(2) 根据式(4.22)计算序列的总能量:

```
En=0;
```

```
for i=1:N
```

```
En=En+x(i)^2;
```

```
end
```

```
En=En/(N-1)
```

(3) 对感兴趣频带进行小波包重构, 其中要正确定义小波包节点号来确定感兴趣的频带:

```
TreeNode=[0 1 3 2 6 7 5 4 12];
```

(4) 计算感兴趣频带的能量:

```
En_m=zeros(1,length(TreeNode));
```

```
for m=1:length(TreeNode)
```

```
WP_X_rc_m= wprcoef(WP_X,[6 TreeNode(m)]);
```

```
s0=0;
```

```
for i=1:N
```

```
s0=s0+WP_X_rc_m(i)^2;
```

```
end
```

```
En_m(m)=s0/(N-1);
```

```
end
```

```

(5) 各频带能量归一化:
for m=1:length(TreeNode)
    En_m0(m)=En_m(m)/En;
end
    
```

### 4.9.3 不同生理状态的脉搏信号的频谱分析

对不同生理状态下的脉搏信号进行采集分析,采样频率均为 250Hz(病理状态下的为 125Hz),采样时间均为 5s。将原脉搏信号去噪后,截取一段时间内的数据点计算相应的幅值谱。图 4.30-4.34 所示分别是健康人不同年龄(75 岁和 25 岁)、不同性别、不同睡眠状态、不同病理状态(健康人和 ICU 病人)以及不同运动状态下的五组脉搏信号及其幅值谱。

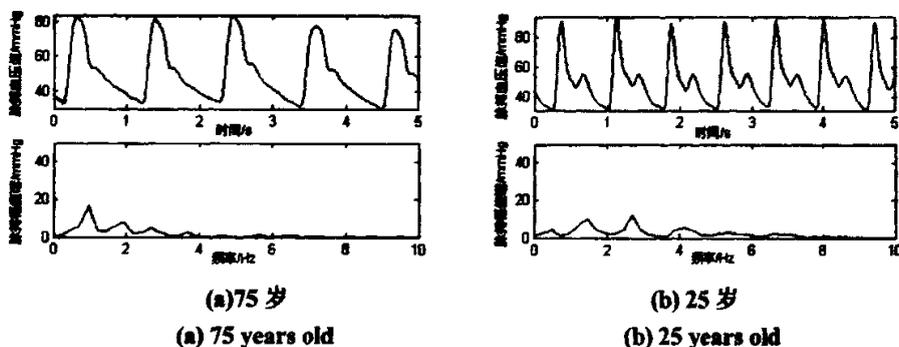


图 4.30 不同年龄脉搏信号的幅值谱

Fig.4.30 Pulse amplitude spectra of different age persons

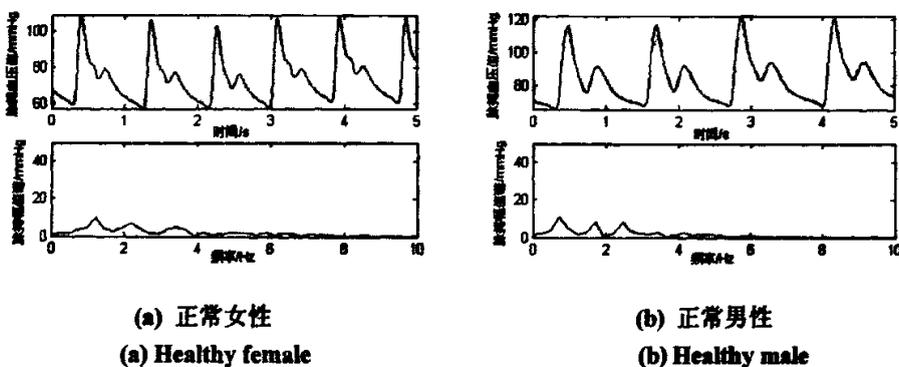


图 4.31 不同性别脉搏信号的幅值谱

Fig. 4.31 Pulse amplitude spectra of different sexual persons

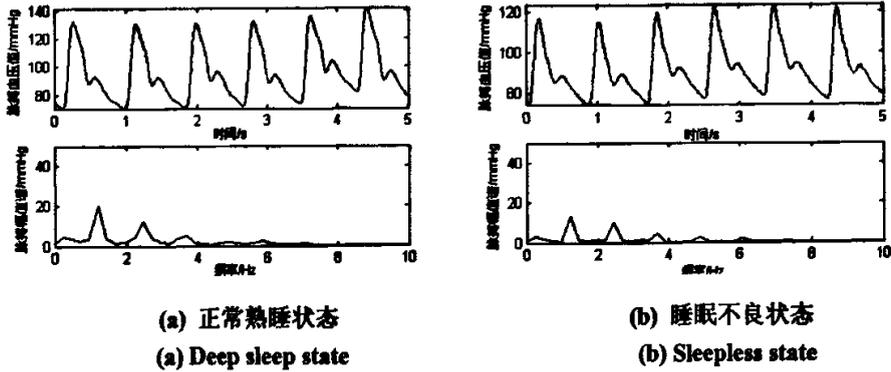


图 4.32 不同睡眠状态脉搏信号的幅值谱

Fig. 4.32 Pulse amplitude spectra in different sleep states

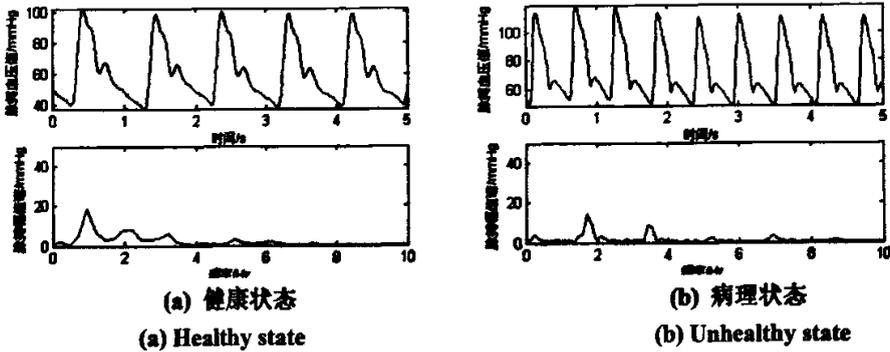


图 4.33 不同健康状态脉搏信号的幅值谱

Fig. 4.33 Pulse amplitude spectra in different healthy states

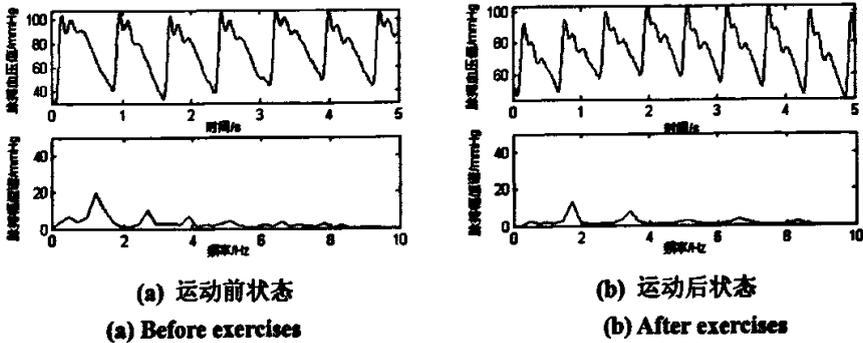


图 4.34 不同状态脉搏信号的幅值谱

Fig.4.34 Pulse amplitude spectra in different states

对照分析以上各组图谱表明，不同生理状态下脉搏信号的波形图与幅值谱存在差异。从图 4.30(a)可以看出，75 岁健康人体的重搏波变得很不明显，有与主波重合的趋势。图 4.33 所示 ICU 病人脉搏信号频率明显大于健康人。运动后脉搏波动也显然要比运动前的快，表明运动后心跳加速，律动加快，如图 4.34 所示。对于各组脉搏信号对应的幅值谱，都存在多个峰，具有丰富的频谱成份，同时存在

明显的噪声和宽峰。大多数情况下 10Hz 以上没有重要的频谱成份。相比较而言，病理状态下的脉搏信号的频率成分要比健康状态下的多一些。

#### 4.9.4 不同生理状态的脉搏信号的小波包能量比例分析

应用上述小波包分解技术，对不同脉搏信号进行分析处理，计算小波包分解后各个频带的能量比例，绘制能量比例棒图加以比较<sup>[103]</sup>。

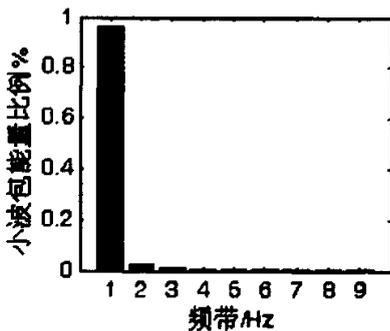
对不同生理状态下的脉搏信号采用“db44”小波基函数进行小波包 6 次分解，在这里要求采样频率为 128Hz。对于采样频率不同的情况进行重采样处理。小波包 6 次分解后可以得到 16 个相互独立的频带，每个频带的带宽为 1Hz。在完成第 6 层分解后，各频带的频率范围如表 4.3 所示。

表 4.3 脉搏信号小波包分解第 6 层各频带的频率范围

Table 4.3 Frequency range of 6<sup>th</sup> level of pulse waves with wavelet packet decomposition

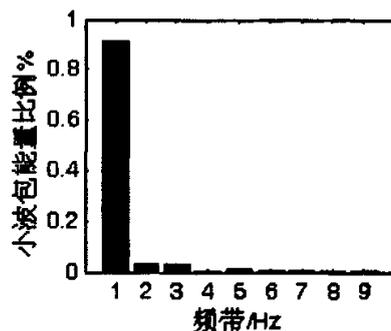
序号	6 层编号	频率范围 Hz	序号	6 层编号	频率范围 Hz
1	[6 0]	0~1	7	[6 6]	4~5
2	[6 1]	1~2	8	[6 7]	5~6
3	[6 2]	3~4	9	[6 8]	
4	[6 3]	2~3	10	[6 9]	
5	[6 4]	7~8	11	[6 10]	
6	[6 5]	6~7	12	[6 11]	
				[6 12]	8~9

上述五组不同生理状态下脉搏信号小波包频带能量比例棒图如图 4.35 所示。



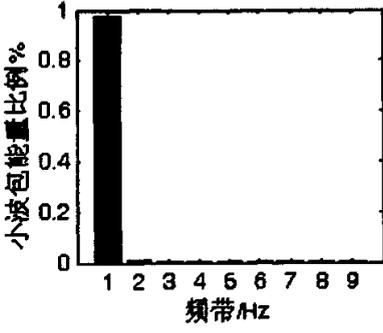
(a) 75 岁女性

(a) Female of 75 years old

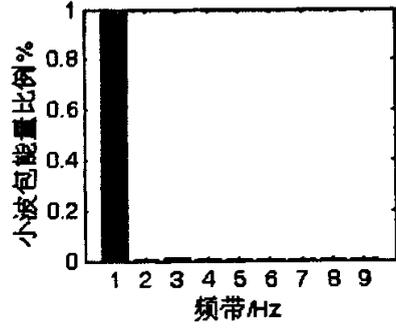


(b) 25 岁女性

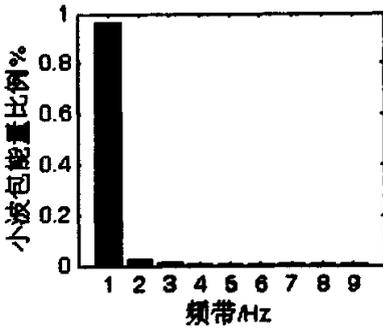
(b) Female of 25 years old



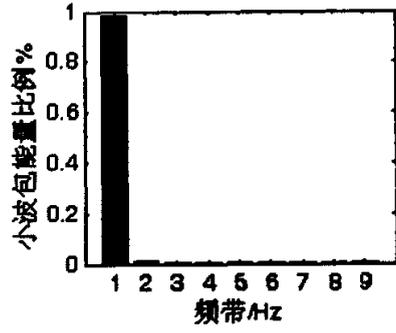
(c) 年轻女性  
(c) Young female



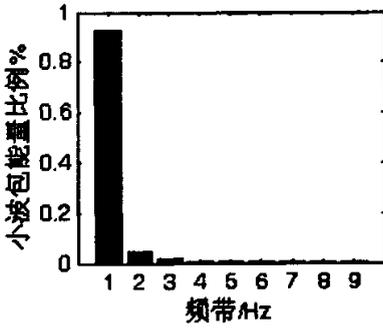
(d) 年轻男性  
(d) Young male



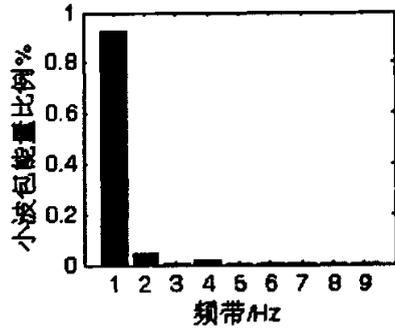
(e) 正常熟睡状态  
(e) Deep sleep state



(f) 睡眠不良状态  
(f) Sleepless state



(g) 健康状态  
(g) Healthy state



(h) 病理状态  
(h) Unhealthy state

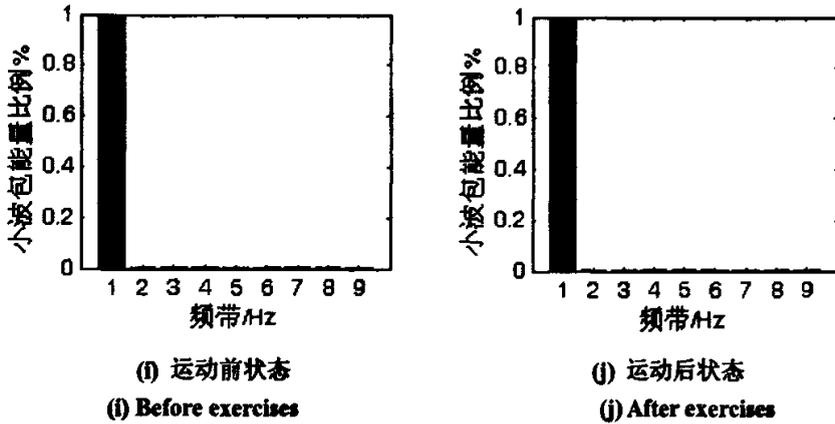


图 4.35 不同状态下脉搏信号小波包能量比例棒图

Fig. 4.35 The bars of scaled energy in frequency bands of pulse signals in different states with wavelet package

上述五组不同生理状态下脉搏信号小波包能量比例的计算值列表如下。

表 4.4 5 组典型脉搏信号的小波包频带能量比例的计算结果

Table 4.4 Calculated results of scaled energy in frequency bands of typical pulse signals with wavelet package

	生理状态	0-1Hz	1-2Hz	2-3Hz	3-4Hz	4-5Hz	5-6Hz	6-7Hz	7-8Hz	8-9Hz
不同年龄	75 岁女性	0.9625	0.0254	0.0086	0.0021	0.0004	0.0004	0.0003	0.0000	0.0000
	25 岁女性	0.9120	0.0346	0.0328	0.0027	0.0100	0.0042	0.0024	0.0007	0.0004
不同性别	23 岁女性	0.9757	0.0113	0.0061	0.0036	0.0015	0.0012	0.0005	0.0002	0.0001
	23 岁男性	0.9842	0.0051	0.0069	0.0014	0.0005	0.0002	0.0000	0.0000	0.0000
不同睡眠	健康熟睡	0.9624	0.0249	0.0099	0.0018	0.0006	0.0003	0.0005	0.0001	0.0000
	焦虑紧张	0.9826	0.0098	0.0059	0.0019	0.0004	0.0002	0.0001	0.0000	0.0000
不同健康	健康女性	0.9302	0.0442	0.0151	0.0069	0.0006	0.0013	0.0007	0.0001	0.0000
	急重病人	0.9265	0.0440	0.0036	0.0176	0.0013	0.0018	0.0002	0.0023	0.0006
运动前后	运动前	0.9996	0.0003	0.0001	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000
	运动后	0.9999	0.0002	0.0000	0.0001	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000

图 4.35 用棒图表示了各种不同生理状态下脉搏信号各个频带的相对比例能量。从这些图形可以看出，第 1 频带内的重构信号的能量最为集中，一般占全部能量的 90%以上。而其它频带的能量会随生理状态的变化而变化。由此可以推断，如果对大量脉搏数据进行分析，根据小波包能量比例中可能会找到一些定量变化的趋势和关系。

总之, 尽管人在不同生理状态下时域波形可以有明显的定性的区别, 但是不能量化地表述与判断。或者说, 从诊断的角度, 时域波形将无法作为定量诊断的特征值。而基于 FFT 的频谱往往具有宽频特点, 谱线特征也不明显。通过脉搏信号小波包变换与重构, 计算出的频带能量比例具有明确的量化特征, 很显然, 这些量化数据在许多场合下可以作为生理状态诊断与识别的特征量。

## 4.10 本章小结

本文将小波变换理论应用于脉搏信号的去噪处理与特征点的提取。在噪声处理中, 采用bior3.5小波去除了脉搏信号中普遍存在的基线漂移、工频干扰及肌电干扰噪声, 证实了小波变换对脉搏信号去噪处理的可行性与有效性。其中利用小波变换的带通滤波特性将出现在小波分解大尺度上的基线漂移量直接去除, 并由重构算法恢复去除基线漂移后的脉搏波波形。在消除工频干扰及肌电干扰中, 采用了三种不同的方法进行阈值处理, 比较了三种方法的实用性。结果表明, 强制消噪处理有可能失去信号的有用成分, 默认阈值消噪法和定阈值消噪法更实用些, 而给定阈值消噪法比默认阈值更具有可信度。

在对脉搏信号去除噪声的基础上, 依据脉搏信号的频率分布特点, 用三次B样条小波分解并重构了特定尺度上的细节分量, 求得其能量值。采用阈值法在重构信号的能量值曲线上实现了脉搏信号的P波波峰点的检测。并依据P波波峰与其它特征点的位置关系, 提取出了T波波峰点、D波波峰点、V波波谷点和脉搏初始点A, 实现了脉搏信号特征点的识别与提取。脉搏波形特征点的提取是对人体脉搏信号的进一步分析与研究的前提条件。

给出了脉搏波形特征参数  $K$  值的计算方法, 利用小波变换的方法提取得到的脉搏主波和其它特征点的位置, 对不同健康状态下的脉搏信号的波形特征参数  $K$  值进行了对比分析。利用脉搏主波和其它特征点, 还构造了主波间期散点图、主波间期对降中峡间期散点图、主波高度对重搏波高度散点图。利用这些散点图定性地比较了不同个体在不同生理状态下的脉搏信号的差异性。

对多组实测脉搏信号的分析结果表明, 利用脉搏波形特征参数  $K$  值和不同散点图能够在一定程度上定性地刻画和区分不同生理状态下的脉搏信号。但是, 这两种方法较为简单, 存在明显不足。

通过对多种不同生理状态的脉搏信号进行频谱分析，可以看出，在许多情况下脉搏信号的幅值谱具有明显的离散谱线特征。

本章对小波包分解与频带能量监测原理进行了介绍，根据脉搏信号的频谱特征，采用小波包分解的方法，有针对性地对处于不同状态的脉搏信号进行不同频带的分解，对应计算各个频带的能量比例值。这些不同频带的能量比例数值能够直接作为量化评估人体生理状态的特征参数。

## 第五章基于代替数据法的脉搏主波间期的非线性特性分析

脉搏主波间期是指脉搏信号的连续主波波峰组成的时间序列,本章重点研究不同生理状态下的脉搏主波间期序列的非线性性质。首先详细介绍了采用代替数据法进行时间序列混沌特性识别的算法,然后对几组不同生理状态下的脉搏信号主波间期进行了混沌特性比较。

在本章中,对不同生理状态下具有混沌特性的脉搏主波间期时间序列的几个非线性参数(关联维数、最大 Lyapunov 指数、近似熵、复杂度)进行估算,并利用这些非线性参数定量比较不同生理状态下脉搏主波间期的非线性特性的差异。

### 5.1 引言

脉搏信号是由连续的一个个的波形组成的。连续的脉搏波形的主波波峰 P 点可以构成一个时间序列,称为脉搏主波间期序列(Time series of pulse main wave intervals)。根据文献<sup>[70,79]</sup>,脉搏信号波形和心电信号波形在时间点上具有一一对应的特点,如脉搏的 P 点是在心电 T 峰稍迟后的位置上,如图 2.4 所示。因此,脉搏主波间期应与心电信号的心率变异信号(HRV)具有相当的一致性,而 HRV 信号对临床疾病评价有重要意义<sup>[104]</sup>,分析脉搏主波间期将会获得丰富的结果。

脉搏时间序列信号同样描述了人的连续心脏跳动周期或心率的微小变化,临床观察已经表明,即使在平静状态下人的脉搏也存在微小的波动,而当发生生理或病理变化时则更为明显。脉搏信号的产生因素非常复杂,既有生理因素和病理因素,也受心理因素的影响,它是人体为适应不同的生理状况和某些病理状态做出的反应。人们认识到脉搏信号与 HRV 信号及其它许多生物信号一样,受多种因素影响,具有不规则性和明显的复杂性。国际上的经典研究表明,健康正常人的 HRV 是由具有某种确定性规律所控制的系统输出,是一种混沌信号<sup>[105]</sup>。Goldberger 指明<sup>[1,106]</sup>,HRV 信号具有统计自相似性,是一种分形信号。之后,人们对不同生理状态下的 HRV 的非线性特点进行研究,例如文献<sup>[107,108]</sup>指出,人在体育锻炼前

后和立位应激前后的 HRV 的多种分形维数都存在降低的现象。文献<sup>[67]</sup>研究了手术治疗对 HRV 混沌性的影响, 文献<sup>[109]</sup>则研究了睡眠中 HRV 的非线性特征。但是, 由于个体差异和身体状态多种因素都会影响到 HRV, 目前对 HRV 的非线性分析还远远不够。

混沌信号具有貌似随机信号的特点, 对混沌信号与随机信号的区分是相当困难却又十分重要的。在非线性预测法的基础上, Tsonis 和 Elsener 利用代替数据法 (Method of surrogate data) 与统计假设检测方法, 提出了一种可识别有色噪声、随机序列和混沌序列的有效方法<sup>[63]</sup>。对不同人在生理状态下的脉搏主波间期进行混沌识别, 根据其代替数据法的特征参数数值进行分析比较, 可以区分不同的状态并找到一些规律。

本章首先利用第四章中基于小波变换的方法提取脉搏主波 P 波位置, 建立脉搏主波间期时间序列。然后, 详细叙述了采用代替数据法对脉搏主波间期进行混沌特性识别的算法原理, 并对不同脉搏信号的混沌特性进行了对比分析。

脉搏主波间期与 HRV 一样, 具有不规则性、明显的长期不可预测性, 即具有明显复杂性, 其共性特点就是非线性, 非线性是复杂性的产生根源。现有研究表明, 脉搏主波间期的非线性和复杂性的主要生理根源在于心血管解剖结构的分形特点以及生物电传导系统的分形结构<sup>[1, 29, 106, 113]</sup>。在本论文前面的研究中, 脉搏主波间期表现为时域和频域上的多尺度特征, 文中将用代替数据法证明不同生理状态下脉搏主波间期具有混沌特性。

传统的生理信号的分析一般多采用统计学和一些非线性定性分析方法, 如在时域内对生理信号进行趋势分析, 如直方图、差值直方图、各种长短时程指标等。对于脉搏主波间期的现代非线性分析主要包括关联维或分形维等非线性参数的估算。目前关于脉搏主波间期的非线性和复杂性的研究较少有报道, 没有形成统一的认识<sup>[59-62, 79]</sup>。

为此, 在本章中, 确定针对脉搏主波间期求算的合适算法, 估算包括关联维数、最大 Lyapunov 指数、近似熵、复杂度在内的几个有代表性的非线性参数。然后, 对多组不同状态下的脉搏主波间期进行估算, 在这几种非线性参数的基础上对比研究不同生理状态下脉搏主波间期的非线性特征。这些结果对理解脉搏信号的非线性动力学行为、初步实现人体生理变化的定量诊断以及考察自律神经系统对脉搏活动的影响等都会有一定意义。

## 5.2 基于代替数据法的脉搏主波间期的混沌识别算法

脉搏主波间期与 HRV 相似, 是一种非线性时间序列, 具有典型的混沌特征。脉搏主波间期的混沌识别目前还很少有研究涉及。

混沌信号具有貌似随机信号的特点, 对混沌信号与随机信号的区分是相当困难却又十分重要的。目前用于鉴别混沌和随机的方法主要是维数估计法和非线性预测法。维数估计法是利用 G-P 算法来计算信号的关联维数<sup>[110]</sup>, 但此法对随机信号是失效的<sup>[111]</sup>。非线性预测法则是利用时间序列的预测值与实际值之间的特定关系(如误差)随预测时间变化的情况, 来判断时间序列是混沌还是随机的<sup>[112]</sup>。这种方法应用于有色噪声时会出现与混沌相似的相关因子增加的现象, 因而此方法不适合于存在有色噪声的情况。本文采用了 Tsionis 和 Elsener 的方法<sup>[63]</sup>, 在详细介绍算法之后, 对已知混沌系统和有色随机噪声进行分析, 进一步证实此算法的有效性。

### 5.2.1 时间序列一步预测误差的统计量的计算

根据 Takens 原理, 对观测得到的原始一维信号时间序列  $x(n)$  进行相空间重构(如果不是二维或二维以上的系统, 则不需要进行相空间重构), 设  $d$  维相空间的状态点  $X(n)$  为

$$X(n) = \{x(n), x(n+\tau), \dots, x(n-(d-1)\tau)\}^T \quad (5-1)$$

式中,  $d$  为嵌入维数, 且  $d \geq D$ ,  $D$  为吸引子的维数;  $n$  为正整数,  $1 \leq n \leq N$ ,  $N$  是原信号序列的长度; 时间延迟  $\tau$  的选择原则比较复杂, 在这里不再详述, 此处取 1。

把原信号数据点分成两部分, 一部分作为拟合集  $N_f$ , 另一部分作为检验集  $N_l$ , 两部分数据点的个数分别取:  $N_l = N_f = N/2$ 。

按照非线性序列短期预测的要求进行局部近似, 即只利用最相邻的状态点进行未来一步的预测。在拟合集  $N_f$  内, 搜索与当前时刻  $m$  的状态点  $X(m)$  最为邻近的  $K$  个状态点,  $X_1(m), X_2(m), \dots, X_K(m)$ ,  $m \leq n$ , 取这些点与  $X(m)$  的欧氏正

则距离 (Euclidean norm distance) 最小。得到当前  $m$  时刻的  $K$  个状态点后, 与下一时刻的  $K$  个状态点组成如下二维点对

$$[X_1(m), X_1(m+1)], [X_2(m), X_2(m+1)], [X_k(m), X_k(m+1)] \quad (5-2)$$

利用上述  $K$  个二维点对进行线性拟合, 得到如下一步预测拟合公式

$$X'(n+1) = a \cdot X(n) + b \quad (5-3)$$

式中,  $a$ ,  $b$  为拟合系数,  $X(n+1)$  是一步预测点。一步预测误差公式为

$$\varepsilon = X'(n+1) - X(n+1) \quad (5-4)$$

重复上述过程, 使  $X(n)$  状态点遍历检验集  $N_i$ , 得到  $N/2$  个预测误差  $\varepsilon$ 。取这  $N/2$  个误差值的平均绝对值 (Median absolute error, MAE) 作为检验的统计量。

## 5.2.2 代替数据集的生成

最常用的两种代替数据集 (Surrogate data set) 生成的方法为打乱次序法和打乱相位法。采用这两种方法的前提是原数据正态分布的。对于非正态分布数据, 可以采取下面的振幅调节 Fourier 变换方法 (Amplitude adjusted Fourier transform, AAFT)。

先生成一组服从正态分布、长度和维数都与原始数据相同的离散随机数据  $y(n)$ 。将此数据重新排序变为  $z(n)$ , 使得  $z(n)$  与原数据  $x(n)$  同秩 (Rank), 即如果  $x(j)$  是原数据的第  $l$  个极大 (或极小), 则让  $z(j)$  也是  $z(n)$  的第  $l$  个极大 (或极小), 也就是说, 重排使  $z(n)$  随着  $x(n)$  的波形变化。对  $z(n)$  实行 Fourier 变换得  $P(\omega, \varphi)$ , 对  $P(\omega, \varphi)$  的相位随机化变为  $P(\omega, \varphi_r)$ , 然后进行逆 Fourier 变换得到时间序列  $y'(n)$ 。此时间序列  $y'(n)$  与原数据  $x(n)$  具有相同的频谱和自相关函数。 $y'(n)$  即是原始序列  $x(n)$  的代替数据。

对上述方法重复操作 128 次, 可以产生原时间序列  $x(n)$  的 128 组随机代替数据集。

### 5.2.3 假设检验

设原始数据  $x(n)$  是随机的，这是一个虚假设(Null hypothesis)。以下对这个虚假设进行检验。计算代替数据集的差别的显著度(Significance)

$$\chi = \frac{|Q_D - u_s|}{\sigma_s} \quad (5-5)$$

式中， $Q_D$  是原始数据序列的平均绝对值 MAE， $u_s$  和  $\sigma_s$  则分别是针对 128 个代替数据序列进行统计量计算后得到的 128 个平均绝对值 MAE 的均值 (Mean) 和标准差 (Standard deviation)。

计算所得到的  $\chi$  表征代替数据与原数据的差别。如果  $\chi$  较大，则表示代替数据与原数据的差别也很大，既否定了原假设。反之表示二者差别比较小，性质相似，即接受了原假设，说明原数据也是随机的。然而，仅依据  $\chi$  值的大小还不能判断原数据是随机的还是混沌的。设各代替数据的平均绝对值 MAE 符合正态分布，即

$$p(Q_D) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_s} \exp\left[-\frac{(Q_D - u_s)^2}{2\sigma_s^2}\right] \quad (5-6)$$

$$\text{且有} \quad \int_{-\infty}^{\infty} p(Q_D) dQ_D = 1 \quad (5-7)$$

令拒绝虚假设的最大概率为  $P$  是

$$P = 1 - \operatorname{erf}\left(\frac{\chi}{\sqrt{2}}\right) \quad (5-8)$$

式中， $\operatorname{erf}()$  是数据序列每一个元素的误差函数，其定义为： $y = \operatorname{erf}(x) = \int_0^x e^{-t^2} dt$ 。

要否定原假设， $\chi$  必须大到使  $u_s$  的分布远离  $Q_D$ 。在实际运算时，设拒绝虚假设的最大概率值为 0.05，如果特征概率  $P$  值小于 0.05，则拒绝虚假设，认为原数据是混沌的，反之则是随机的。

### 5.2.4 算法流程及校验

上述算法的计算流程见图 5.1。

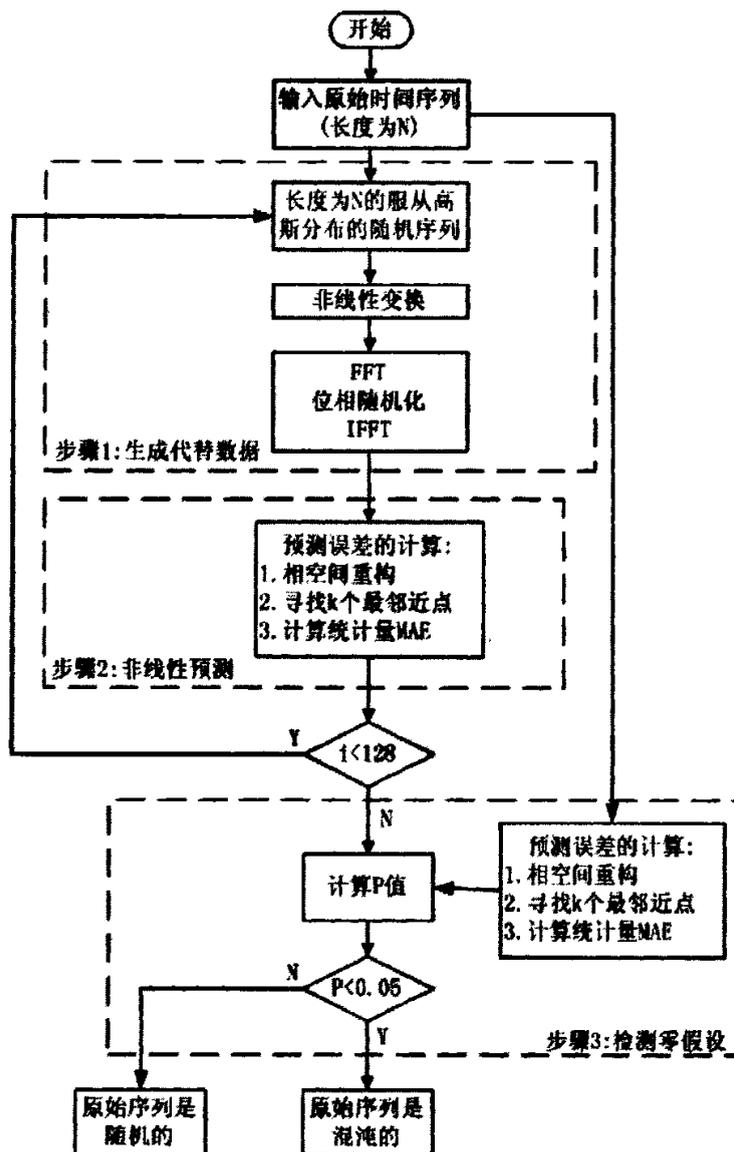


图 5.1 基于虚假设和代替数据法的混沌识别算法

Fig. 5.1 Identification algorithm for chaos with null hypothesis and surrogate data method

在这里，首先用已知的确定性混沌的时间序列对上述算法进行校验，以证明本文方法的正确性。

(1) Logistic 离散映射

$$x_{n+1} = \mu x_n (1 - x_n) \quad (5-9)$$

当  $\mu=4.0$ ，初始值  $x(1)=0.1$ ，这时的映射呈现混沌。由上述算法得到的结果为：

$\chi = 25.3813$ ,  $P = 4.0620e-142 \ll 0.05$ , 可判断此系统产生的信号是混沌的。

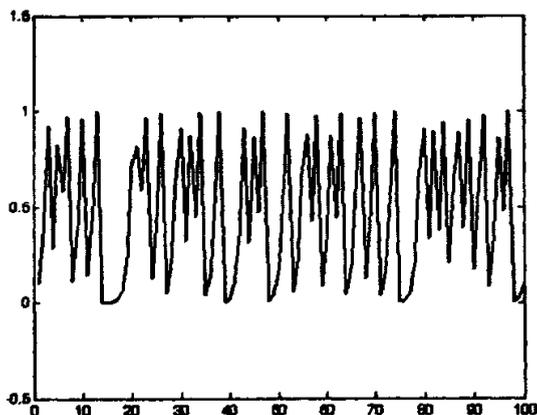


图 5.2 Logistic 离散映射

Fig.5.2 Logistic mapping

(2) 自回归随机过程

$$x(n+1) = 0.9x(n) + y(n) \quad (5-10)$$

式中,  $y(n)$  是服从正态分布的随机序列, 取初始值  $x(1)=10$ , 计算所得的结果

如下:  $\chi = 0.6907$ ,  $P = 0.4898 > 0.05$ , 由此可判断生成的序列是随机的。

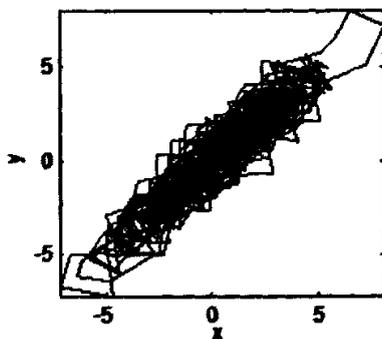


图 5.3 自回归随机过程

Fig. 5.3 Auto-regression stochastic process

(3) Henon 映射

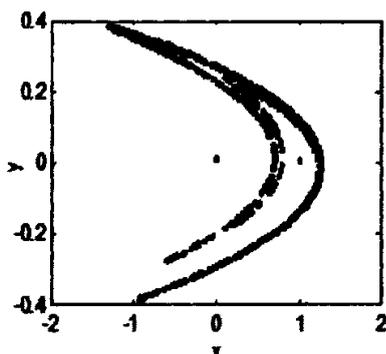


图 5.4 Henon 映射

Fig. 5.4 Henon mapping

Henon 离散映射:  $n=999$ ,  $P = 1.5637e-004 \ll 0.05$ , 可判断此系统产生的信号是混沌的。

### 5.3 不同生理状态下脉搏信号的混沌识别结果与比较

选取了大量的不同生理状态与不同情绪状态的脉搏信号, 依据第四章的基于小波变换的方法得到了不同工况条件下的脉搏主波间期时间序列。将本章的基于改进 FT 的代替数据法应用于这些脉搏主波间期序列, 以此来检验脉搏主波间期序列是否与 HRV 信号相似, 也具有非线性的混沌特性。

#### 5.3.1 不同生理状态下的混沌识别

##### 5.3.1.1 不同年龄

从 Fantasia 生理数据库中选取 10 组不同年龄的健康被试者的脉搏信号, 得到他们的主波间期序列, 数据长度均是 1000 个点。这 10 组数据当中, 其中 5 组数据来自 70~85 岁的老年人, 另外 5 组数据来自 21~27 岁的年轻人。图 5.5(a)表示的是一位 83 岁健康老年人的脉搏主波间期信号, 图 5.5(b)表示的是一位 21 岁健康年轻人的脉搏主波间期信号。

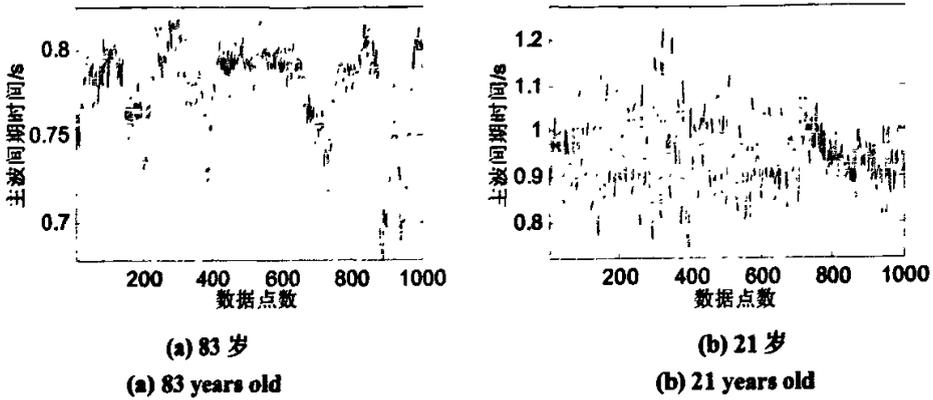


图 5.5 不同年龄的脉搏主波间期序列

Fig.5.5 PP intervals of different ages persons

采用本文的改进 FT 算法获得不同年龄的 10 组脉搏主波间期序列的 128 组代替数据后, 经过预测误差统计量的计算与虚假设的检验计算, 得到的原始数据的 MAE 值  $Q_D$ 、128 组代替数据的 MAE 值的均值  $\mu_s$  及标准差  $\sigma_s$ 、原始数据与代替数据差别的显著度值  $\chi$  和拒绝虚假设的最大概率  $P$  值如表 5.1 所示。

表 5.1 不同年龄的脉搏主波间期信号的代替数据法的计算结果

Table 5.1 Results of PP intervals of different ages persons with surrogate data method

数据	年龄	$Q_D$	$\mu_s$	$\sigma_s$	$\chi$	$P$
f2o03	85	0.0370	1.0649	0.4788	2.1470	0.0318
f2o04	70	0.0572	1.2059	0.5365	2.1413	0.0323
f2o05	83	0.0206	1.7212	0.7622	2.2312	0.0257
f2o06	70	0.0502	1.4098	0.6482	2.0972	0.0360
f2o09	77	0.0344	1.6134	0.7163	2.2044	0.0275
f2y01	23	0.0381	0.8931	0.2189	3.9060	9.3850e-005
f2y04	27	0.0205	1.0624	0.3920	2.6578	0.0079
f2y06	26	0.0343	1.2712	0.5065	2.4421	0.0146
f2y08	21	0.0979	1.0302	0.4154	2.2446	0.0248
f2y10	21	0.0533	1.1166	0.4421	2.4051	0.0162

由表 5.1 可以看出, 每组数据得到的拒绝虚假设的最大概率  $P$  值均小于 0.05, 由此可判断出以上的 10 组健康状态的脉搏主波间期信号都具有混沌特征。而且进一步发现, 年轻人的  $P$  值要明显地小于老年人的  $P$  值, 说明不同年龄的脉搏主波间期信号的混沌程度不同, 而且年轻人的混沌程度要高于老年人的混沌程度。

### 5.3.1.2 不同健康状态

从 Fantasia 生理数据库和 MIMIC 生理数据中共选取 10 组不同健康状况的被试者的脉搏信号，得到他们的脉搏主波间期序列，同样是 1000 个数据点。这些数据中，数据名称是以 H 开头的代表健康被试者的脉搏主波间期序列，而以 B 开头的代表 ICU(Intensive Care Unit, 重症加强护理病房)病人的脉搏主波间期序列，如表 5.2。图 5.6(a)与图 5.6(b)分别是健康者的脉搏主波间期信号与 ICU 病人的脉搏主波间期信号。

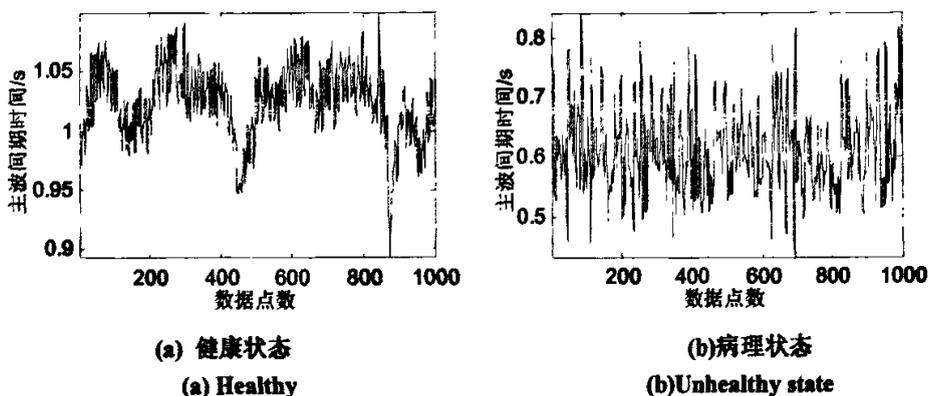


图 5.6 不同健康状况的脉搏主波间期序列

Fig.5.6 PP intervals in different healthy states

将 10 组不同健康状况的脉搏主波间期序列作为原始数据，基于本文的改进代替数据法计算得到的原始数据的 MAE 值  $Q_D$ 、128 组代替数据的 MAE 值的均值  $\mu_s$  及标准差  $\sigma_s$ 、原始数据与代替数据差别的显著度值  $\chi$  和拒绝虚假设的最大概率  $P$  值如表 5.2 所示。

表 5.2 不同健康状况的脉搏主波间期信号的代替数据法的计算结果

Table 5.2 Results of PP intervals in different healthy states with surrogate data method

数据	$Q_D$	$\mu_s$	$\sigma_s$	$\chi$	$P$
B_218	0.0055	1.2905	0.6739	1.9068	0.0565
B_224	0.0038	1.1558	0.6587	1.7487	0.0803
B_438	0.1323	0.7317	0.3687	1.6255	0.1041
B_451	0.0559	1.4547	0.7726	1.8105	0.0702
B_452	0.0533	1.2133	0.6026	1.9249	0.0542
H_100	0.0282	0.9191	0.4099	2.1733	0.0298
H_101	0.0323	1.7694	0.7533	2.3058	0.0211
H_102	0.0183	0.8653	0.3867	2.1901	0.0285
H_103	0.0817	1.2115	0.4996	2.2616	0.0237
H_104	0.1086	1.8524	0.7145	2.4405	0.0147

由表 5.2 可以看出, 数据名称以 B 开头的数据, 即 ICU 病人的脉搏主波间期信号计算得到的  $P$  值均大于 0.05, 而以 H 开头的数据, 即正常健康者的脉搏主波间期信号计算得到的  $P$  值均小于 0.05。由此可判断出健康状态的脉搏主波间期信号都具有混沌特征, 而病理状态的脉搏主波间期信号的混沌特征很不明显, 随机特性显著。

### 5.3.1.3 不同睡眠状态

从 MIT-BIH 生理数据库中选取 10 组不同睡眠状态的健康被试者的脉搏信号, 每组数据的睡眠状态信息见表 5.3。计算得到他们的脉搏主波间期序列, 数据点数同样是 1000 个。图 5.7(a)与图 5.7(b)分别是健康者的脉搏主波间期信号与 ICU 病人的脉搏主波间期信号。

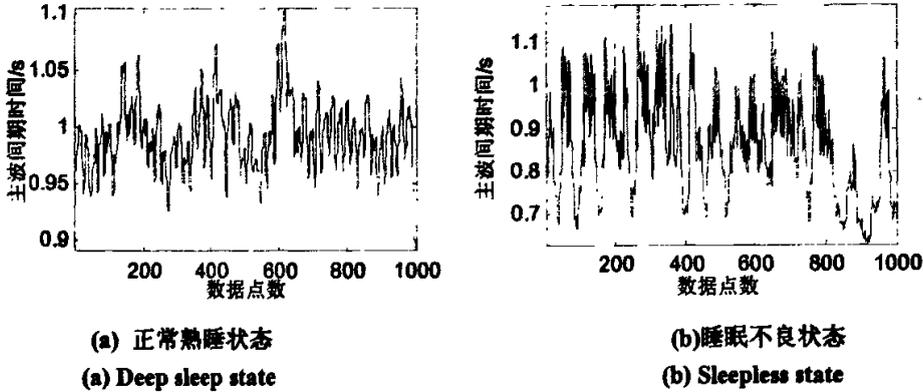


图 5.7 不同睡眠状态的脉搏主波间期序列

Fig.5.7 PP intervals in different sleep states

将 10 组不同睡眠状态的脉搏主波间期序列作为原始数据, 基于本文的改进代替数据法计算得到的  $Q_D$ 、 $\mu_1$ 、 $\sigma_1$ 、显著度值  $\chi$  和最大概率  $P$  值如表 5.3 所示。

由表 5.3 可以看出, 每组数据计算得到的  $P$  值均小于 0.05, 可判断以上的 10 组不同睡眠状态的脉搏主波间期信号都具有混沌特征。但是进一步发现, 处于正常熟睡状态的数据 slp01b、slp02b、slp16、slp60 和 slp66 计算得到的  $P$  值要明显地小于未进入睡眠状态, 处于紧张和焦虑等不良睡眠状态数据 slp03、slp04、slp14、slp45 和 slp61 计算得到的  $P$  值。说明不同睡眠程度的脉搏主波间期信号的混沌程度不同, 而且熟睡状态下的混沌程度要高于不良睡眠状态下的混沌程度。

表 5.3 不同睡眠状况的脉搏主波间期信号的代替数据法的计算结果  
 Table 5.3 Results of PP intervals in different sleep states with surrogate data method

数据	睡眠状态	$Q_D$	$\mu_s$	$\sigma_s$	$\chi$	$P$
slp01b	正处于熟睡中, 无情绪波动	0.0547	2.2442	0.8042	2.7226	0.0065
slp02b	正处于熟睡中, 无情绪波动	0.0983	1.5152	0.6018	2.3545	0.0185
slp03	未进入熟睡状态, 轻微困倦	0.2297	1.4628	0.5737	2.1492	0.0316
slp04	闭目状态, 但未能熟睡, 处于紧张和焦虑状态, 有明显的情绪波动	0.1287	1.1322	0.4368	2.2974	0.0216
slp14	未能熟睡, 处于紧张和焦虑状态, 有明显的情绪波动	0.0503	1.3714	0.6144	2.1503	0.0315
slp16	处于熟睡中	0.0214	0.9388	0.3646	2.5162	0.0119
slp45	睡眠中但未能熟睡, 紧张兴奋情绪	0.0401	1.1095	0.4903	2.1809	0.0292
slp60	处于熟睡中	0.0408	1.0497	0.4159	2.4260	0.0153
slp61	睡眠状态, 但未能熟睡, 处于紧张和焦虑状态	0.0973	1.5962	0.7211	2.0788	0.0376
slp66	处于熟睡中	0.1107	1.1329	0.3980	2.5682	0.0102

## 5.4 脉搏主波间期的关联维数的估算

关联维是分形维的一种。所谓分形(Fractal)是指一类体形复杂的体系, 其局部与整体具有相似性<sup>[48]</sup>。分形体的维数不一定是整数, 它可以取连续变化的各种数值, 称之为分形维数。分形与系统的混沌运动密切相关, 是非线性科学研究的重要分支。分形维的定义很多, 主要包括容量维数或盒维数 ( $D_c$ )、Hausdorff 维数 ( $D_f$ )、相似维数 ( $D_s$ )、信息维数 ( $D_i$ )、关联维数 ( $D_r$ ) 等。

对一个时间序列进行关联维数  $D_r$  估算时, 原理清晰, 过程简便, 因而应用非常广泛。如下是估算关联维数的基本原理。

按一定采样周期  $dt$  去测量得到的时间序列数据蕴涵着原系统的动力学运动的信息。根据相空间重构理论, 利用测量数据构筑一个抽象空间, 即嵌入空间 (Embedded space), 其意思是将测量数据嵌入在这样的空间内, 然后再对这样的空间作分维分析。

测量数据为:  $x(n) = \{x(1), x(2), \dots, x(i), \dots, x(n)\}$ , 其中,  $x(n)$  为  $i \cdot dt$  时刻测量得

到的数据。根据文献<sup>[110]</sup>，采用延时嵌入相空间重构的思想，步骤如下：

### (1) 嵌入空间构筑

对于单变量时间序列， $x(i), i=1, \dots, N$ ，进行嵌入空间构筑。设嵌入空间的维数（嵌入维数  $De$ ）为  $De=P$ ，构筑如下向量代表该系统在该时刻（ $i \cdot dt$ ）的状态

$$D_i = (x_i, x_{i+g}, \dots, x_{i+(p-1)g}), \quad i=1, \dots, Np, \quad Np=N-(p-1)g \quad (5-11)$$

式中， $g$ —嵌入间隔（时延参数）。

所有  $D_i$  组成的序列为整个测量数据在嵌入空间内的所有点向量组成的序列。

即

$$\begin{cases} D_1 = (x_1, x_{1+g}, \dots, x_{1+(p-1)g}) \\ D_2 = (x_2, x_{2+g}, \dots, x_{2+(p-1)g}) \\ \dots \\ D_{Np} = (x_{Np}, x_{Np+g}, \dots, x_{Np+(p-1)g}) \end{cases} \quad (5-12)$$

在这里  $g$  不可太大也不可太小。

### (2) 关联积分

为了计算由时间序列包含的动力学信息，引入关联积分的概念。在嵌入空间构筑完成后，任选一个参考点  $D_i$ ，计算其余各点到它的距离，即

$$r_{ij} = |D_i - D_j| \quad (5-13)$$

对事先设定的一个距离值  $r$ ，检查  $r_{ij}$  与设定值  $r$  的对比，如果  $r_{ij} < r$ ，称  $D_j$  点是与  $D_i$  点是相关的，否则是不相关的。对于全部  $Np$  个点，检查出有多少对相关点，它们在一切可能的点数对  $(Np(Np-1))$  中所占的比例即为关联积分，即

$$C(r) = \frac{1}{N_p(N_p-1)} \sum_{i=1}^{N_p} \sum_{j=1}^{N_p} H(r-r_{ij}) \quad (5-14)$$

式中， $H()$  为阶跃函数(Heaviside 函数)，为

$$H(x) = \begin{cases} 1, & x > 0 \\ 0, & x \leq 0 \end{cases} \quad (5-15)$$

### (3) 关联维数

讨论关联积分（相关积分） $C(r)$ 与 $r$ 的关系。根据 $C(r)$ 的定义，可以定性的看出， $C(r)$ 是随着 $r$ 的增加而增加的，但是 $C(r)$ 随 $r$ 增加的趋势与运动状态有关。如果系统作周期运动，随着 $r$ 的增加 $C(r)$ 将不变或者变化很慢，而系统作混沌运动时， $C(r)$ 将随 $r$ 的增加而单调增加。

与容量维数的计算方法基本相同，定义如下关联维数，即一维曲线散落在尺度 $r$ 内的点数正比于 $r$ 的一次方，二维平面上散落在尺度 $r$ 内的点数正比于 $r^2$ ，三维体积内散落在尺度 $r$ 内的点数正比于 $r^3$ ，因此，对于维数为 $D_r$ 的情况，应有

$$C(r) = Ar^{D_r} \quad (5-16)$$

式中， $A$ 是比例常数。对上式取对数，有

$$\log C(r) = D_r \cdot \log r + \log A \quad (5-17)$$

取不同的 $r$ 值对上式做图，将得到一直线（ $\log C(r) - \log r$ ）线，直线部分的斜率即所求的维数。

#### （4）几个重要参数的讨论

嵌入维数 $p$ ：在实际计算时，嵌入空间的维数 $p$ 十分关键。根据有关研究，选择嵌入空间的维数 $p = 2D_r + 1$ 进行重构才合理。一般可以从小到大取数个 $p$ 值，画出 $D_r-p$ 曲线。可以发现开始时 $D_r$ 会随 $p$ 的增加而增加，以后会逐渐变慢以至恒定，这时就可以确定 $D_r$ 。

时延常数 $g$ ：时延常数 $g$ 太小，重构的吸引子在坐标中处于主对角线位置，表明 $x(t)$ 与 $x(t+\tau)$ 太近，（ $\tau = gdt$ ），不可以充当独立的坐标。理论上应取 $g$ 足够大，以保证相空间中各变量不相关。但 $g$ 太大时，要求数据序列足够长，在很多情况下并不合适。

数据长度 $N$ ：由于实验中信号中将不可避免地含有噪声，同时数据长度不可能是无限长，因此，在实际应用中，数据长度和噪声干扰是影响关联维数计算结果的重要因素。考虑数据长度 $N$ 对 $D_r$ 的计算影响时，同时还应考虑与采样频率的关系。根据有关资料，在计算含噪声吸引子关联维时采样频率应是信号平均周期频率的50~200倍。Kantz给出了 $N_{min} = 10 * (D_r + 2) / 2$ 以估计最小样本长度<sup>[114]</sup>。采样频率对 $D_r$ 的影响一般很小。

噪声影响：实验或现场采集到的信号都不可避免地含有噪声干扰。当信噪比高于50时，关联积分有足够的收敛区间，可以可靠地估计信号的关联维数。

在具体的实际估算过程中, 传统上确定嵌入维数有三种方法: 计算吸引子的某些不变量法、奇异值分解法、假邻法。其中文献<sup>[52]</sup>提出的比例化时间序列 (scalar time series) 的最小嵌入维数的估算方法是一种假邻法, 采用了互信息的概念, 有如下特点: 仅主观确定时间延迟参数、不过分依赖于数据点数, 可以清晰地区分确定性信号和随机信号, 对高维吸引子也有效, 并且计算效率较高。Cao 方法在关联维数估算中得到了广泛认可。

## 5.5 最大 Lyapunov 指数

最大 Lyapunov 指数(Maximum Lyapunov exponent)可以定量地刻画相空间中相邻轨道的平均发散速率, 是判断一个系统是否处于混沌状态的最重要的量化指标之一。计算非线性时间序列的 Lyapunov 指数的方法很多<sup>[47, 114]</sup>。在本文中, 首先完成对脉搏信号的相空间重构, 然后再计算最大 Lyapunov 指数。

考虑相空间  $x$  中的两条轨线  $L_1$  和  $L_2$ , 起始点分别是  $x_0$  和  $x_0 + \Delta x_0$ , 设第一条轨线是基准轨线, 第二条视为相邻轨线。在时刻  $t$ , 两条轨线上的两点间距离是  $w(x_0, t) = x(x_0 + \Delta x_0, t) - x(x_0, t)$ 。当  $w$  充分小时, 两条邻近轨线沿  $w$  方向的平均指数发散率为

$$\lambda(x_0, w) = \lim_{\substack{t \rightarrow \infty \\ w_0 \rightarrow 0}} \frac{1}{t} \ln \frac{\|w\|}{\|w_0\|} \quad (5-18)$$

式中,  $w_0 = w(x_0, 0)$ 。在  $m$  维相空间中,  $w$  的全体张成一个随相轨迹运动的  $m$  维切空间。选择该切空间的一组基底, 并将这组基底按数值大小排列即为非线性时间序列的 Lyapunov 指数

$$\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_n \quad (5-19)$$

若邻近轨线远离基准轨线, 并按指数发散,  $w$  的长度将随时间演化而逐渐增大。在实际计算中, 如果  $w$  变大, 则要重新设定才能保证计算的正确性。可取两条邻近轨线  $L_1$  和  $L_2$ , 起始点分别为  $x_0$  和  $z_0$ , 两起始点之间的距离  $d_0 = |z_0 - x_0|$ 。  $x_0$  和  $z_0$  将沿各自的轨线  $L_1$  和  $L_2$  运动, 经过时间  $\Delta t$  后, 分别运动到  $x_1$  和  $y_1$ , 这时距离为  $d_1 = |y_1 - x_1|$ , 在  $x_1$  和  $y_1$  之间取一点  $z_1$  使得  $|z_1 - x_1| = d_0$ ,  $x_1$  和  $z_1$  分别在轨

迹  $L_1$  和  $L_3$  上。再以  $x_1$  和  $z_1$  为起始点, 经过时间  $\Delta t$  后, 分别沿各自的轨迹  $L_1$  和  $L_3$  运动到新的位置  $x_2$  和  $y_2$ 。经过  $p$  个  $\Delta t$  后得到  $p$  个  $d_i$ , 其中  $d_i = |y_i - x_i|$  ( $i = 1, 2, \dots, p$ )。由于  $d_i$  在切空间中最大 Lyapunov 指数所对应的基底矢量方向的增长远大于在其它方向上的增长, 故最大 Lyapunov 指数为

$$\lambda_1 = \lim_{p \rightarrow \infty} \frac{1}{p\Delta t} \sum_{i=1}^p \ln \frac{d_i}{d_0} \quad (5-20)$$

由于实际计算中  $p$  只能为相当大的有限整数, 故由此得到的最大 Lyapunov 指数的估计值是轨迹各处指数发散率的统计平均。

## 5.6 近似熵

近似熵(Approximate Entropy, ApEn)是在相空间中刻画混沌运动的一个重要量化指标, 对于相对较短、有噪时间数据有着潜在的应用。它反映了相空间维数增加时产生新模式可能性的大小, 以及时间序列的新模式发生率随维数增减而变化的情况<sup>[65, 66]</sup>。

近似熵表示了当维数由 2 增至 3 时产生新模式可能性的大小, 包含了时间模式的信息, 反映时间新模式发生率随维数而增减的情况。它并不是企图完全重构吸引子, 而是用一种有效的统计方式——边缘概率的分布来区分各种过程。近似熵可以区分规则运动、混沌运动和随机运动。近似熵用来度量单位数据信息的丢失率, 即预测程度, 正的有界熵值表明时间序列及其内在动力学是混沌的, 无界的熵值代表非确定的随机现象<sup>[65, 66]</sup>。

近似熵是由相关积分  $C_r^m(r)$  导出的。因此, 从数学角度上看, 近似熵属于统计范畴。在应用中近似熵表现出以下特点:

(1) 只要比较短的数据就能得出比较稳健的估计值, 所需数据点数大致是 100 点到 5000 点, 一般是 1000 点左右。

(2) 有较好的抗噪和抗干扰能力。特别是对偶尔产生的瞬态强干扰有较好承受能力。

(3) 不论信号是随机的或确定性的都可以使用, 因此也可以用于由随机成分

和确定性成分组成的混合信号；当两者混合比例不同时其近似熵值也不同。最后一项特点对分析生物系统是有利的。因为生物信号往往既有确定性成分(确定性混沌成分)，又含有随机成分。

下面结合算法步骤来具体说明近似熵的定义。设  $\{x_i, i=1, \dots, N\}$  是观测某一系统而得到的时间序列，共  $N$  点。

(1) 按序号连续顺序组成一组二维矢量：

$$X(i) = [x(i), x(i+1), \dots, x(i+m)] \quad i=1 \sim N-m+1 \quad (5-21)$$

(2) 定义  $X(i)$  与  $X(j)$  间的距离  $d[X(i), X(j)]$  为两者对应元素中差值最大的一个，即：

$$d[X(i), X(j)] = \max_{k=0 \sim m-1} [|x(i+k) - x(j+k)|] \quad (5-22)$$

(3) 给定阈值  $r$ ，对每一个  $i$  值统计  $d[X(i), X(j)]$  小于  $r$  的数目及此数目与距离总数  $N-m$  的比值，记作  $C_i^m(r)$ 。即：

$$C_i^m(r) = \frac{1}{N-m} \{ [X(i), X(j)] < r \text{ 的数目} \} \quad (5-23)$$

(4) 将  $C_i^m(r)$  取对数，再求其对所有  $i$  的平均值，记作  $\Phi^m(r)$ ，即：

$$\Phi^m(r) = \frac{1}{N-m+1} \sum_{i=1}^{N-m+1} \ln C_i^m(r) \quad (5-24)$$

(5) 再把维数加 1，变为  $m+1$ ，重复步骤 (1) ~ (5)，得到  $C_i^{m+1}(r)$  和  $\Phi^{m+1}(r)$ 。

(6) 理论上此序列的近似熵为：

$$ApEn(m, r) = \lim_{N \rightarrow \infty} [\Phi^m - \Phi^{m+1}] \quad (5-25)$$

一般言之，此极限值以概率 1 存在。实际工作时  $N$  不可能为  $\infty$ 。当  $N$  为有限值时，按上述步骤得出的是序列为  $N$  时  $ApEn$  的估计值。记作：

$$ApEn(m, r, N) = \Phi^m(r) - \Phi^{m+1}(r) \quad (5-26)$$

ApEn 的值显然与  $m$ ,  $r$  的取值有关。Pincus 根据实践, 建议取  $m=2$ ,  $r=0.1-0.2SD$ 。其中  $SD$  是原始数据的标准差 (Standard Deviation)。

## 5.7 复杂度

自然界和社会现象都具有复杂性。关于复杂性的研究也越来越得到人们的重视, 虽然前人提出的分维、李氏指数和熵等特征量都可以描述系统的复杂性, 但由于分维只是刻画系统在空间的静态分布而未涉及其动态特征、李氏指数则刚好相反、而熵则是过于理论化的定义。为了对复杂性进行实际意义上的描述, 人们提出了另一个刻画系统复杂性的非线性特征量, 即复杂度。复杂度这一概念源于 20 世纪 60 年代算法复杂度的提出。某事物的算法复杂度等于产生该事物的图形结构或符号序列的最短程序的长度 (比特数) 与该图形结构或符号序列本身大小之比的极限。也就是说, 描述系统行为的程序的语句越多, 系统越复杂, 但这是没有一般算法的。A.Lempel 和 J.Ziv 提出了从系统内在结构或过程具体的计算方法, 由此算法得到的复杂度简称 L-Z 复杂度<sup>[115]</sup>。L-Z 算法的基本思想如下:

假设要分析时间序列为  $\{x_1, x_2, \dots, x_N\}$ , 其平均值为  $\langle X \rangle$ , 令原序列中大于  $\langle X \rangle$  的数为 1, 小于  $\langle X \rangle$  的数为 0。设  $S$  是由一些子字符串  $S_1, S_2, \dots, S_r$  组成的字符串:  $S = S_1 S_2 \dots S_r$ ,  $Q$  是在  $S$  后新加的字符串  $S_{r+1}$ ,  $SQ$  表示  $S$ 、 $Q$  两个字符串组成的新的字符串,  $SQ\pi$  表示把  $SQ$  中最后一个字符删去所得的字符串,  $V(SQ\pi)$  表示  $SQ\pi$  的所有不同的子串的集合。规定:

(1) 对于原字符串  $S$ , 如果后加的字符串  $Q$  包含在  $S$  中 ( $Q$  与  $S$  中某一子字符串  $S_i$  相同), 则  $Q$  称为  $S$  的复制,  $SQ$  被认为是与  $S$  属于同一段, 即  $S$  加  $Q$  后分段数不变。

(2) 如果  $S$  不含有  $Q$ , 则称  $Q$  为插入, 每遇到插入分段数增加 1, 分段与分段之间用分隔符 “.” 分隔开。字符串的复杂度  $C(n)$  (未归一化的) 用段数标志。复制时复杂度不变, 而每次插入使复杂度加 1。

(3) 字符串的第一个字符算作新字符而单独占一段, 如整个字符串是由同一字符组成的, 则除了第一个字符是插入, 其余都是复制, 于是得到其分段数为 2, 即最简单最规则有序的字符串的复杂度 (未归一化的) 是  $C(n)=2$ 。具体计算步骤

如下:

a 先从字符串  $S$  的第一个字符开始:  $S=S_1$ ,  $Q=S_2$ ,  $SQ=S_1S_2$ ,  $S_1=SQ\pi=S$ , 于是, 有下列情形:

$S_2$  与  $S_1$  相同:  $Q=S_2=S_1$ ,  $Q$  属于  $SQ\pi$  中的一个子串:  $Q \in V(SQ\pi)$ ,  $Q$  是复制, 分段数不变, 即  $SQ=S_1 \cdot S_2$ ,  $C(n)=2$ 。

$S_2$  与  $S_1$  不同:  $Q=S_2 \neq S_1$ ,  $Q$  不属于  $SQ\pi$  中的子串:  $Q \notin V(SQ\pi)$ ,  $Q$  是插入, 分段数增加, 即  $SQ=S_1 \cdot S_2 \cdot$ 。

b 对于上一步的第一种情形, 令新的  $S$  不变, 新的  $Q$  比原来的增加一个字符  $S_3$ :  $S=S_1$ ,  $Q=S_2S_3$ , 于是  $SQ=S_1S_2S_3$ ,  $SQ\pi=S_1S_2$ , 这又分两种情况:

$Q=S_2S_3 \in V(SQ\pi)$ ,  $Q$  仍是复制, 分段数仍不变,  $SQ=S_1 \cdot S_2S_3$

$Q=S_2S_3 \notin V(SQ\pi)$ ,  $Q$  仍是插入, 分段数增加,  $SQ=S_1 \cdot S_2S_3 \cdot$

对于上一步的第二种情形, 新的  $S$  应把原来的  $Q$  组合进去, 即  $S=S_1S_2$ ,  $Q=S_3$ ,  $SQ=S_1S_2S_3$ ,  $SQ\pi=S_1S_2$ , 这也分为两种情形:

$Q=S_3 \in V(SQ\pi)$ ,  $Q$  仍是复制, 分段数仍不变,  $SQ=S_1 \cdot S_2 \cdot S_3$

$Q=S_3 \notin V(SQ\pi)$ ,  $Q$  仍是插入, 分段数增加,  $SQ=S_1 \cdot S_2 \cdot S_3 \cdot$

c 重复上述步骤直到  $S$  等于整个要分析的字符串, 这样便得到它的分段数, 也就是它的复杂度数  $C(n)$ (未归一化)。

显然,  $C(n)$  与字符串长度有关, 对于字符 1 和 0, 完全随机分布且概念相等 (每个字符取 1 的概率  $P$  和取 0 的概率  $1-P$  相等, 即  $P=1/2$ ), 则有

$$\lim_{n \rightarrow \infty} C(n) = b(n) = n / \log_2 n \quad (5-27)$$

若  $P \neq 1/2$ , 则有  $\lim_{n \rightarrow \infty} C(n) = hb(n)$ , 其中  $h = -[P \log_2 P + (1-P) \log_2 (1-P)] \leq 1$ , 称为源熵, 于是得到归一化的复杂度:

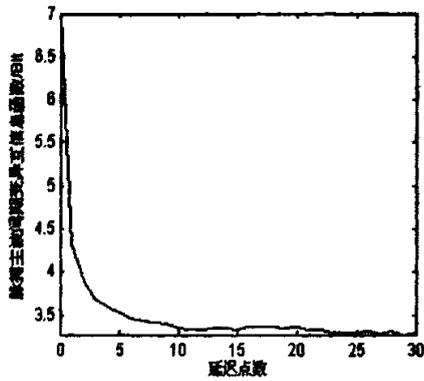
$$C_{LZ}(n) = c(n) / b(n) \quad (5-28)$$

由上述复杂度的定义可知: 对于完全随机的序列, 其复杂度趋于 1, 而对于规则的周期序列, 其复杂度趋于 0。实测得到的时间序列, 复杂度的值都在 0, 1 之间, 并且  $C_{LZ}(n)$  的大小直接反映信号(系统)的复杂程度,  $C_{LZ}(n)$  越接近于 1, 系统越复杂,

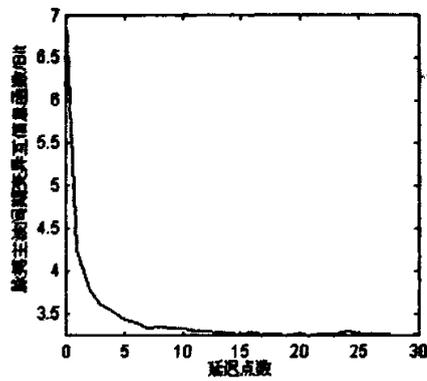
反之则越规则。L-Z 复杂度看似很繁琐，但在计算机上还是较容易实现的<sup>[115]</sup>。

## 5.8 不同生理状态的脉搏主波间期的非线性参数估算与比较

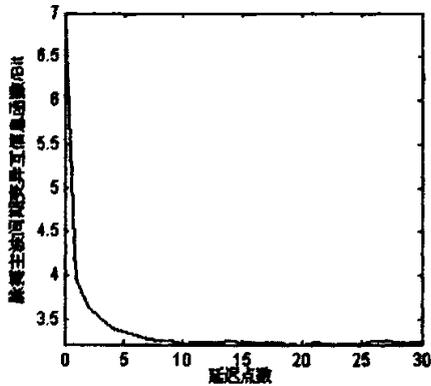
脉搏信号的重采样频率是 11.11Hz，数据长度为 2000 个点。在对不同生理状态下的主波间期进行关联维数估算时，首先采用延时坐标法对其进行相空间重构，其中采用互信息法确定其延迟时间，即利用信号的自身的互信息函数确定用于时间滞后重构的合适的滞后时间。采用与前文相同的数据，图 5.8 所示是十组不同状态下的主波间期的合适延迟时间，分别为 11、7、8、15、12、12、8、6、10、10，对应图 5.8 所示各曲线中的第一个极小值点。



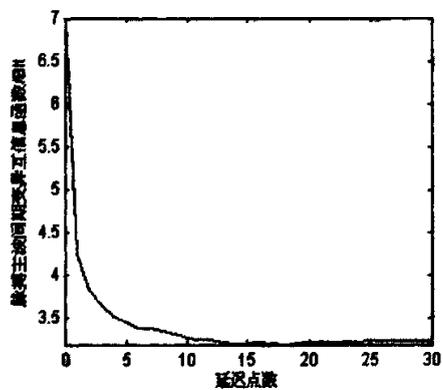
(a) 75 岁女性  
(a) Female of 75 years old



(b) 25 岁女性  
(b) Female of 25 years old



(c) 正常女性  
(c) Healthy female



(d) 正常男性  
(d) Healthy male

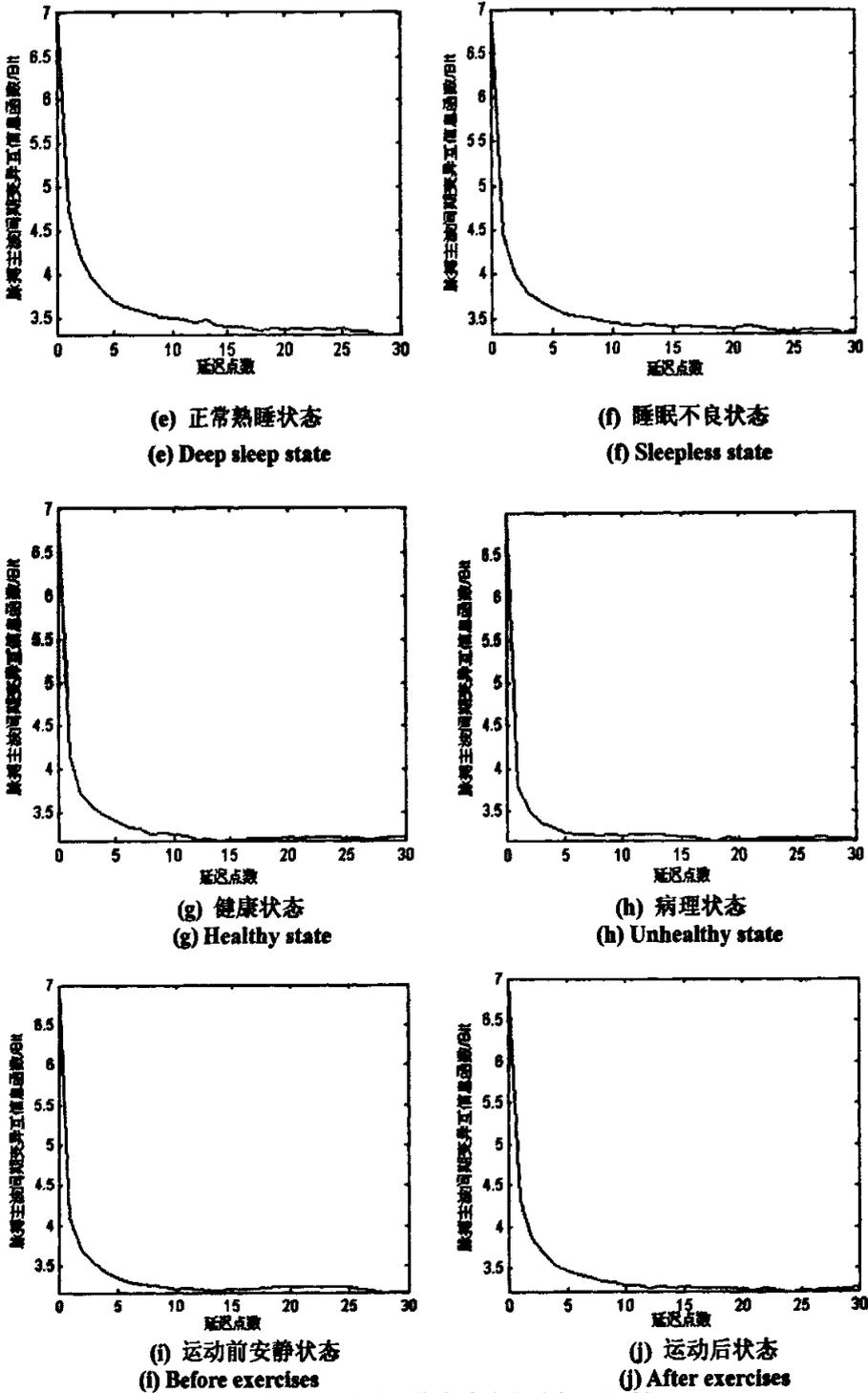
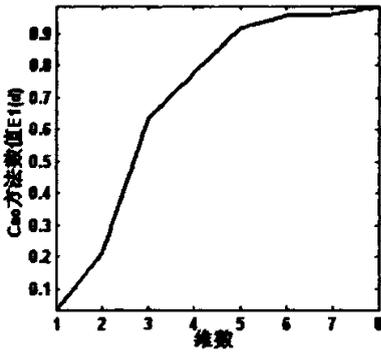


图 5.8 根据互信息法确定最小延迟时间

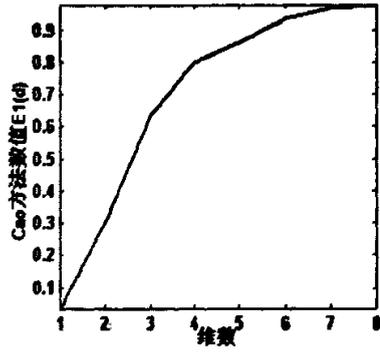
Fig.5.8 Determination of minimum delay time with mutual information method

根据文献[52]的方法计算脉搏主波间期的最小嵌入维数。如图 5.9 中各曲线所示的第一个折点位置对应着最小嵌入维数值，这十组脉搏主波间期的最小嵌入维

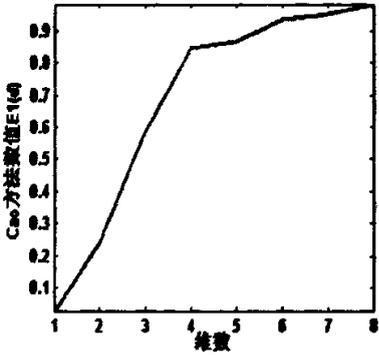
分别是 3、3、4、3、3、3、3、3 和 4。



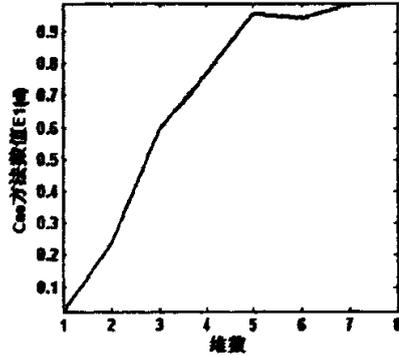
(a) 75岁女性  
(a) Female of 75 years old



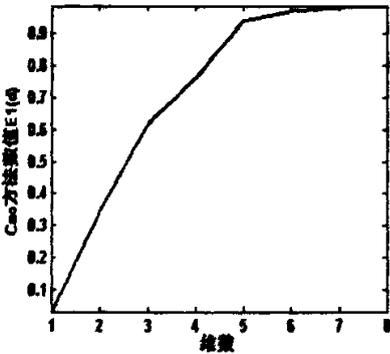
(b) 25岁女性  
(b) Female of 25 years old



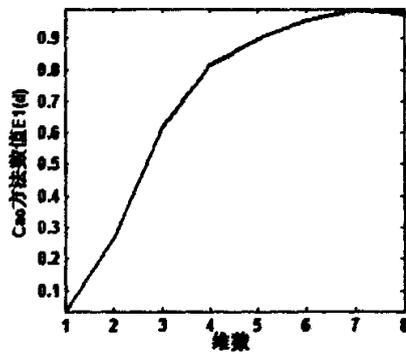
(c) 正常女性  
(c) Healthy female



(d) 正常男性  
(d) Healthy male



(e) 正常熟睡状态  
(e) Deep sleep state



(f) 睡眠不良状态  
(f) Sleepless state

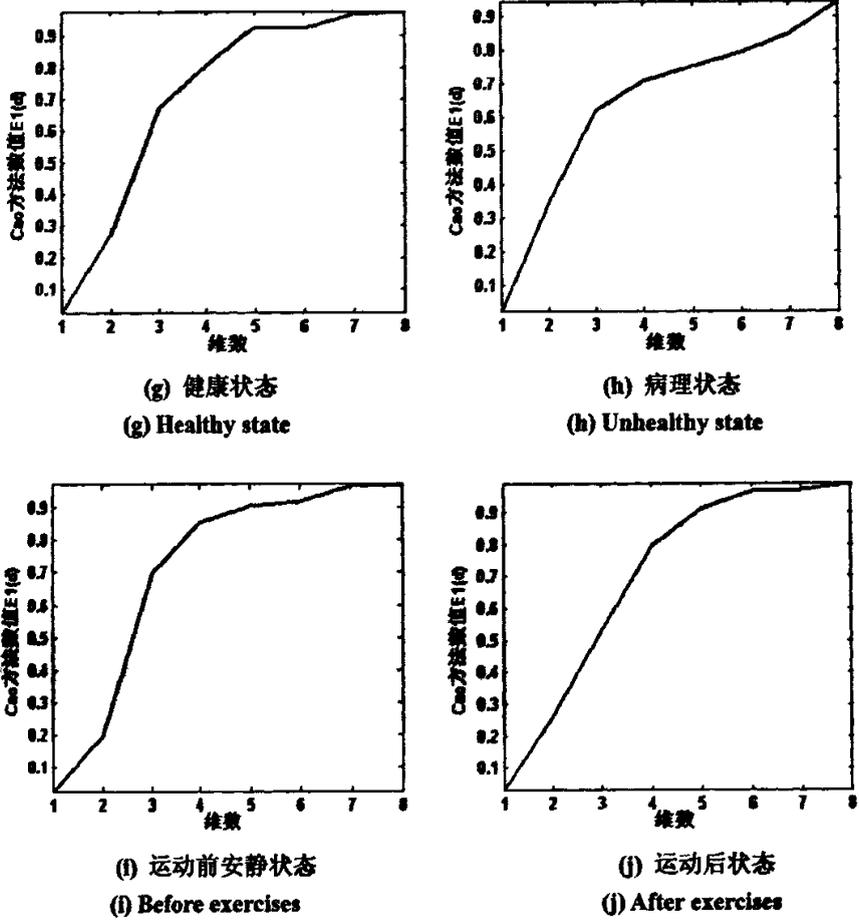
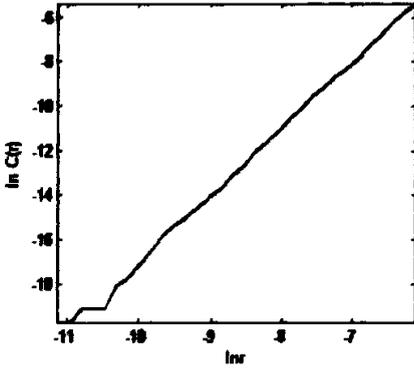


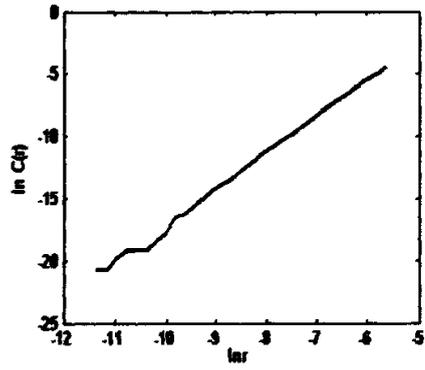
图 5.9 根据 Cao 法确定最小嵌入维数

Fig.5.9 Determination of minimum delay time with Cao method

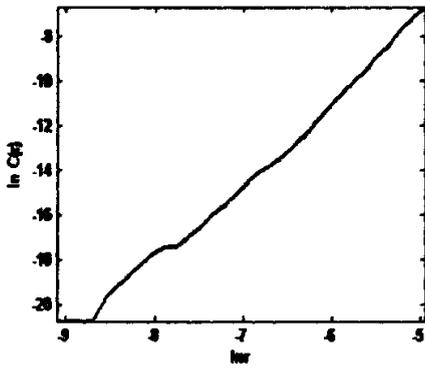
根据关联积分的对数  $\ln C(r)$  与度量尺度对数  $\ln(r)$  之间存在的线性区域, 利用最小二乘法估算出这个线段的斜率, 所得结果即为脉搏信号的时间序列的关联维数。如图 5.10 所示为上述十组主波间期信号的  $\ln C(r)-\ln(r)$  曲线, 估算得到的关联维数分别是 2.9573、2.9550、3.7559、3.0098、2.8014、2.8233、2.7743、1.6193、2.7171、4.0421。



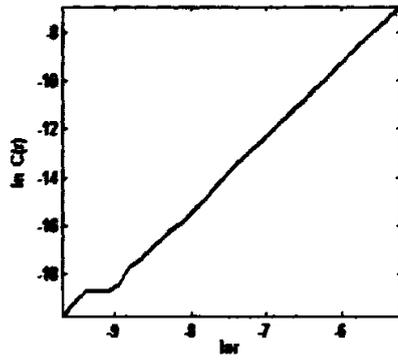
(a) 75岁女性  
(a) Female of 75 years old



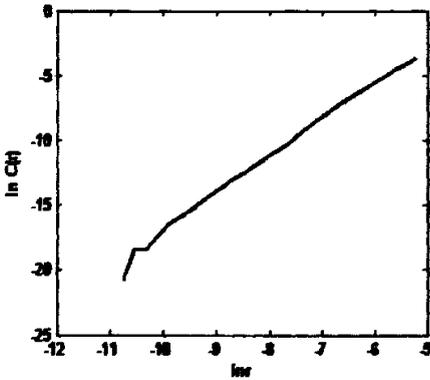
(b) 25岁女性  
(b) Female of 25 years old



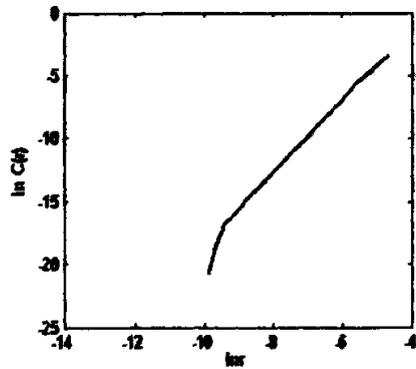
(c) 正常女性  
(c) Healthy female



(d) 正常男性  
(d) Healthy male



(e) 正常熟睡状态  
(e) Deep sleep state



(f) 睡眠不良状态  
(f) Sleepless state

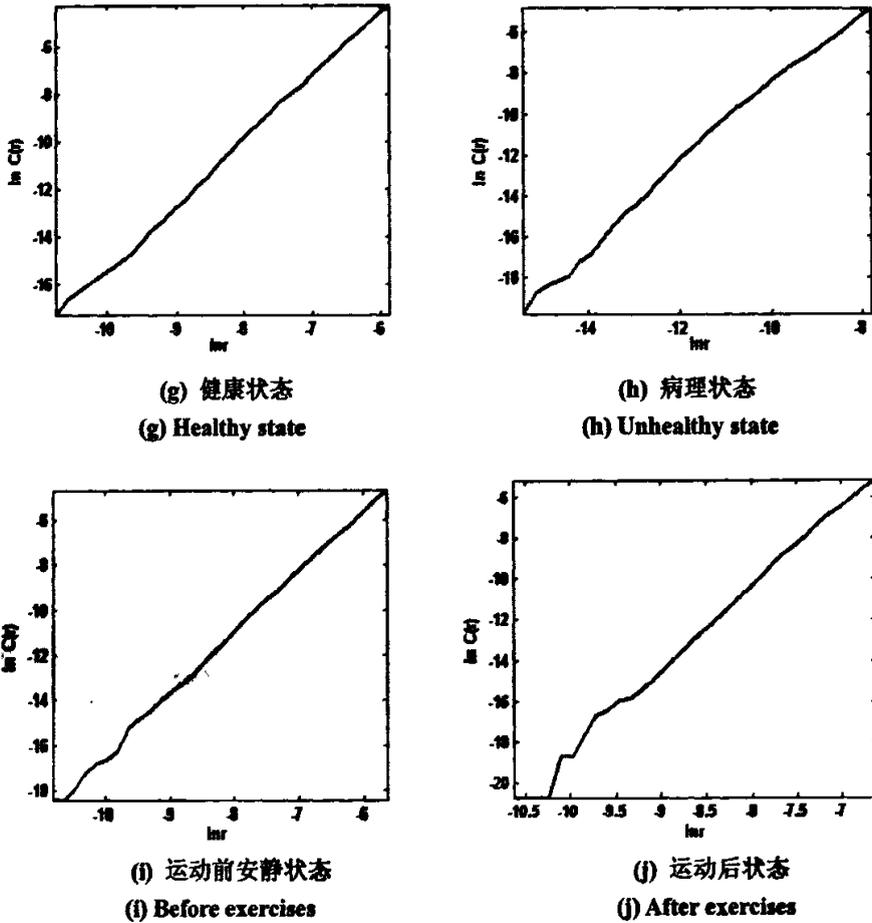


图 5.10 关联积分与度量尺度图

Fig.5.10. Logarithm diagram of correlative integration to measuring scale

在关联维数估算的基础上，对十组不同状态下的主波间期时间序列进行最大 Lyapunov 指数估算，得到的最大 Lyapunov 指数分别为 1.7750、1.6060、1.1027、1.5884、1.5361、1.6775、1.8905、2.8393、1.7403、0.8016。

十组不同生理状态下的 HRV 的关联维数和最大 Lyapunov 指数的具体数据归纳如表 5.4 所示。其中十种不同生理状态 HRV 的最大 Lyapunov 指数如表 5.4 所示，从表中可以看出，它们均大于 0。

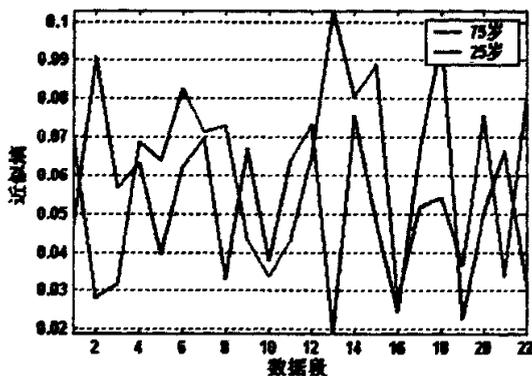
表 5.4 不同生理状态下的主波间期的非线性参数

Table.5.4 The nonlinear parameters of PP intervals in different states

状态	75 岁	25 岁	年轻 女性	年轻 男性	正常 熟睡	睡眠 不良	健康	病理	运动前	运动后
	最小延迟时间	11	7	8	15	12	12	8	6	10
关联维	2.9573	2.9550	3.7559	3.0098	2.8014	2.8233	2.7743	1.6193	2.7171	4.0421
最大 Lyapunov 指数	1.7750	1.6060	1.1027	1.5884	1.5361	1.6775	1.8905	2.8393	1.7403	0.8016

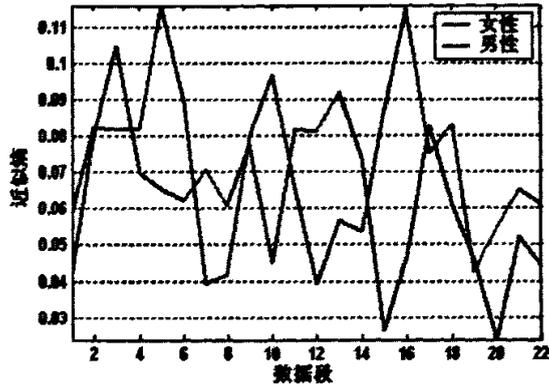
从表 5.4 可以看出，十组主波间期的关联维数大多在 3 左右，不同状态维数不同，健康状态的维数比较接近，但是病理状态的是远小于 3，而运动后的大于 3。十组主波间期的最大 Lyapunov 指数均大于 0，这是混沌的典型特征。

对不同生理状态下的脉搏主波间期进行近似熵估算，对于不同个体、不同生理状态下的主波间期的近似熵是有所区别的，且都是有界的。另外，近似熵对于相对点数较少且受到噪声污染的时间序列，以及既有确定性混沌成分又含有随机成分的非线性运动也具有独特的应用价值。所得十组不同生理状态的近似熵曲线如图 5.11 所示。



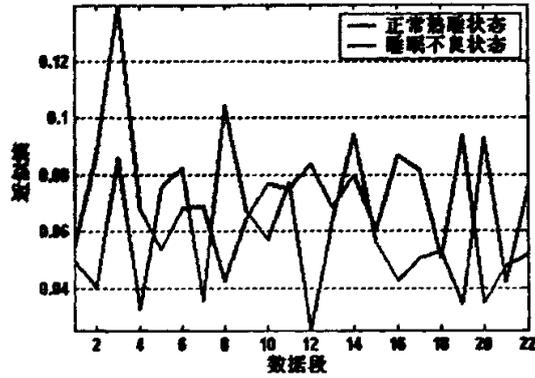
(a) 不同年龄近似熵的比较

(a) Comparison of Approximate entropies for different ages



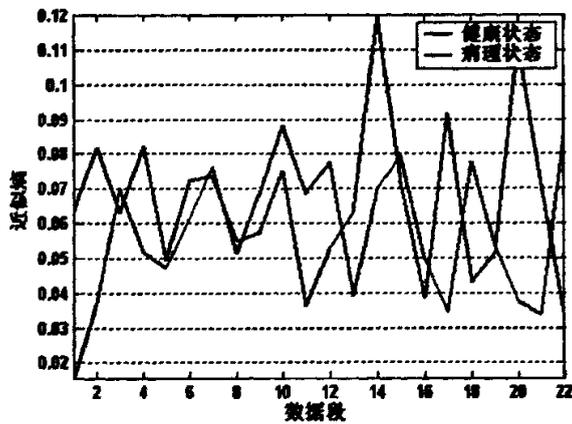
(b) 不同性别近似熵的比较

(b) Comparison of Approximate entropies for different sexes



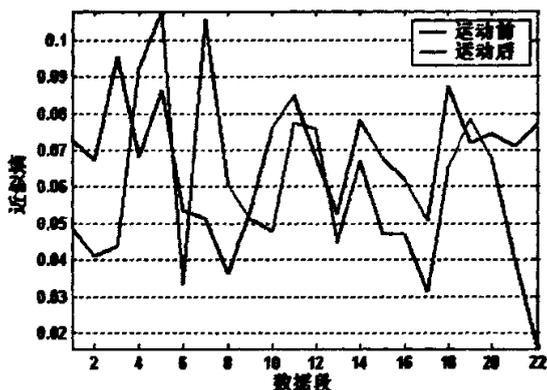
(c) 不同睡眠状态下近似熵的比较

(c) Comparison of Approximate entropies for different sleep states



(d) 不同健康状态下近似熵的比较

(d) Comparison of Approximate entropies for different healthy persons



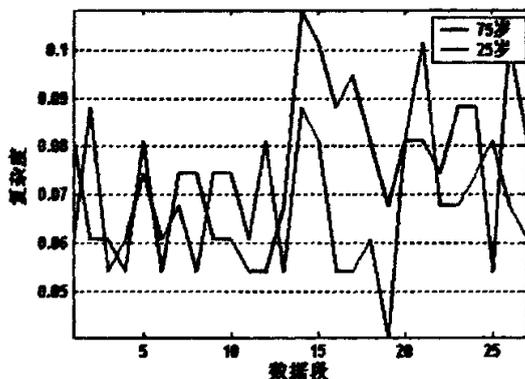
(e) 不同状态下近似熵的比较

(e) Comparison of Approximate entropies for different states

图 5.11 主波间期的近似熵比较

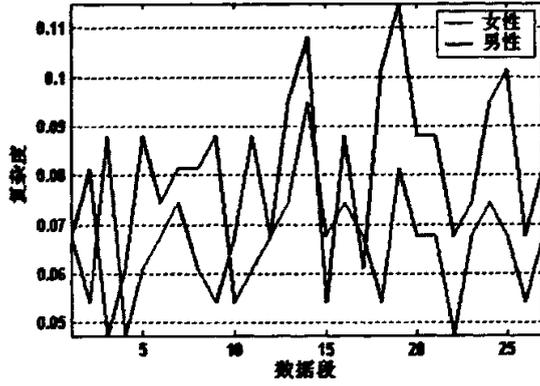
Fig.5.11 Comparison of Approximate entropies of PP intervals for healthy and unhealthy states

对不同生理状态下的脉搏信号时间序列按 5.7 节的算法计算，可以得到相应的复杂度曲线，如下图 5.12 所示。结果表明，复杂度曲线与前面的近似熵曲线形状相似。从复杂度曲线也可以看出，不同生理状态、不同个体的主波间期的复杂度都在一定范围内波动。健康状态下的主波间期的复杂度与病理状态下的主波间期的复杂度有很明显的区别。



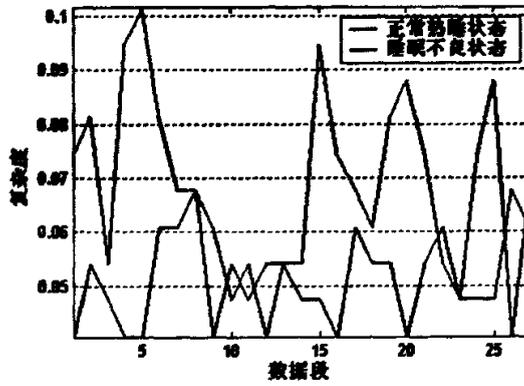
(a) 不同年龄复杂度的比较

(a) Comparison of Complexity values for different ages



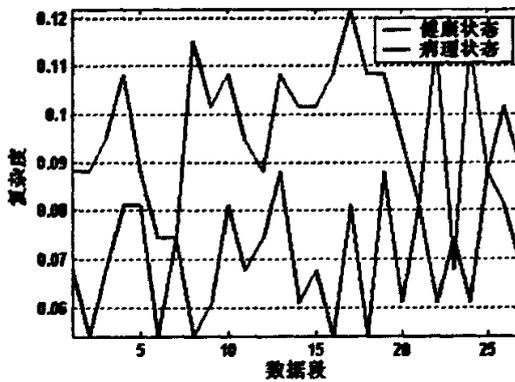
(b) 不同性别复杂度的比较

(b) Comparison of Complexity values for different sexes



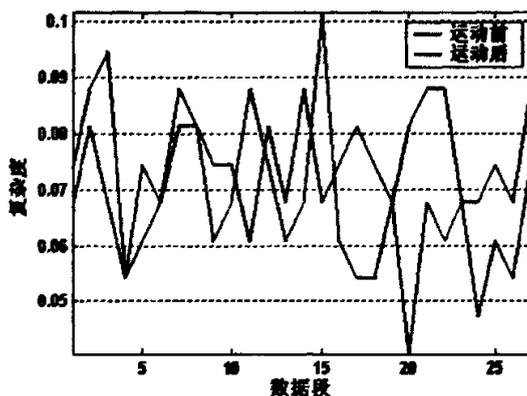
(c) 不同睡眠状态下复杂度的比较

(c) Comparison of Complexity values for different sleep states



(d) 不同健康状态下复杂度的比较

(d) Comparison of Complexity values for different healthy persons



(e) 不同状态下复杂度的比较

(e) Comparison of Complexity values for different states

图 5.12 不同生理状态、不同个体的主波间期复杂度的对比

Fig.5.12 Complexity values of PP intervals for different physiological and healthy states

## 5.9 本章小结

本章利用脉搏主波间期序列来研究人体生理状态时脉搏信号表现出的非线性特征。首先详细介绍了代替数据法的混沌识别算法，其中包括代替数据的生成、非线性预测误差统计量的计算与虚假设的检验。将其应用于已知混沌系统和有色随机噪声进行分析，证实了此算法的有效性。

然后选取不同个体在不同状态下的脉搏主波间期时间序列进行混沌识别，经代替数据法计算得到的  $P$  值均小于 0.05，说明脉搏主波间期序列是具有混沌的非线性特性的。

通过对不同生理状态下的分析与比较，得出了不同年龄、不同健康状态与不同睡眠程度的脉搏主波间期信号的混沌程度均有不同。而且年轻人的脉搏主波间期序列的混沌程度要高于老年人脉搏主波间期序列的混沌程度；健康人的脉搏主波间期序列的混沌程度要高于 ICU 病人的脉搏主波间期序列的混沌程度；处于熟睡中的脉搏主波间期序列的混沌程度要高于睡眠不良的脉搏主波间期序列的混沌程度。

脉搏主波间期具有明显的非线性特征。在本章中，详细介绍了关联维数、最大 Lyapunov 指数、近似熵、复杂度等非线性参数的估算方法。针对脉搏主波间期序列，采用互信息法确定延迟时间，计算出最小嵌入维数，然后再计算关联维数，

进而估算最大 Lyapunov 指数。对几组典型的不同生理状态的脉搏主波间期进行分析,可以看出,脉搏主波间期序列在不同状态下的混沌程度不同,且存在个体差异。计算得到的不同状态下的脉搏主波间期序列的近似熵和复杂度趋势较为相似。

## 第六章 情绪变化和外部环境对脉搏信号的影响分析

本章在前文工作的基础上,研究不同情绪状态下脉搏信号的变化,主要采用非线性分析手段,比较研究不同认知和感受引起的脉搏信号的改变。然后,专门对汽车振动噪声这一特定环境下人体脉搏信号的改变进行类似的比较研究。

### 6.1 引言

当前,人们对人类心理现象(思想, the mind)与人的生理现象(身体, the body)之间的关系的研究十分重视,称为心理生理学(Psychophysiology),涉及的内容十分广泛。其基本假定是人的感知、认知、情绪、行为会在生理上有直接反映。心理生理学的研究建立在对生理信息进行非侵入式测量的基础上,其首要任务是找到合适而可靠的生理特征参数来进行心理状态和个体差异的判断。研究心理生理学可以揭示有关心理、情绪与思想、大脑、行为等之间的复杂关系,对认识人的生命机制也十分重要。

目前,国际上利用多种生理测量进行不同方面的心理生理研究和环境影响研究,包括脑电信号(EEG)、心电信号(ECG)、肌电导(GSR)、心率、血压、体表温度、肌肉张紧度、眼动、瞳孔尺寸、血压、呼吸等等。研究表明<sup>[116]</sup>,间断性的环境刺激,如光线、声音、气味等会引起生理信息的随时间的改变,同时还出现皮肤导电形态的改变,且存在明显的个体差异,这种个体差异性还与其它许多心理生理变量相关。文献[26]指出,肌电行为与刺激的新鲜度和强度、情绪的内容、显著性成正比例,指向性反应还与中枢神经系统有关。针对情绪和心理状态,设置了包括心算、警觉反应、群体交流,以及同情、困窘、争论、测谎等多种试验任务。

在文献[21]中,研究了室内环境对人体生理的影响。通过连续测量二氧化碳浓度、空气的污染程度、室温、噪声,建立了与睡眠状态心电信号的关联,进而得到日常生活的室内环境信息与被测者的身体状态和精神状态的综合信息,并用于精神状态评价、疾病和健康状态诊断。

在文献[117]中,飞行环境和社会心理因素的应激作用,使飞行员神经精神和心

血管系统功能障碍发生率不断增加, 该研究通过 HRV 的变化讨论了心理负荷以及心理生理反应的综合储备能力的大小。结果证明, 在模拟飞行或高空应激环境下, HRV 变化和心率上升不仅反映了工作负荷生理负荷的加重, 更反映出心理或精神负担的增加。反过来精神紧张和焦虑加剧了生理变化, 进一步促发了高空应激反应。

为了研究不同心理情况下人的生理状态的变化, 可以采用不同的生理参数。目前对心率变异 (HRV) 与情绪和环境影响的关系研究的较多。如前所述, HRV 是心脏固有的特性, 其调整体制决定于大脑和肾上腺激素, 因此是心理生理学研究的重要生理参数。HRV研究的生理机制是由于HRV决定于心输出量、输运体积和速度, 在受到紧张性刺激时, 细胞需要更多的氧和血糖, 而当放松、睡眠时则相反, 大脑海干和视丘下部感受并通过自主神经系统反馈调节心率以满足人体的这种需要。血压变化也是重要的生理参数, 可以在这方面的研究中加以应用。血压变化与HRV类似, 也是中枢神经系统、自主神经系统、激素等综合控制的结果。例如, 焦虑、挫折、愤怒、恐惧、痛苦等负面情绪会引起心率和 (或) 血压的升高, 能够产生紧张的行为 (如演讲) 会使心率和血压上升。

为了研究心理生理之间的关系, 本论文提出利用脉搏信号这一生理参数。脉搏信号与心电信号、心率和血压等都有极强的相关性。在这里, 采用了前文所述的便携式脉搏信号采集与记录装置, 方便易用, 对人没有特殊影响, 不会干扰或中断为其设定的任务过程。本文采用脉搏信号重点对几种典型情绪和认知过程的生理变化和几种特定环境影响下的生理状态变化加以比较研究。

在环境影响研究方面, 本文特别采用了对人体生理变化显著度较高的汽车振动噪声环境加以研究。人在汽车中所感受到的振动噪声环境是指通过了座椅、悬架等部件的隔离、吸收、缓和、衰减后的各种冲击、振动激励、噪声等。研究表明, 在车辆振动噪声环境下, 乘员的心跳、血压、体温、心电、脑电、呼吸等生理指标都表现出一定的波动, 汽车振动噪声会引起心脏不适、情绪烦躁, 长期严重的振动噪声影响会导致乘员产生多种生理疾病。因此, 在当前的汽车设计中强调了从人体生理、心理和人体运动出发优化改进汽车振动噪声性能的重要性。通过对汽车振动噪声环境下脉搏信号的分析, 定性定量地掌握其变化规律, 这对进一步认识人在异常环境下的生理反应有意义, 同时还为汽车舒适性设计提供直接

的支持。

## 6.2 不同情绪状态下的脉搏信号的比较分析

为了研究不同情绪状态下的脉搏主波间期信号的非线性特性程度的不同,设置了六种不同的实验方案。利用连续式脉搏检测装置采集得到的不同被试在不同情绪状态下的脉搏信号。

a. 被试对象: 10 名健康人, 平均年龄为 26.3 岁, 年龄范围为 24~30 岁。其中男性、女性各 5 名, 身体健康, 无心脏和心血管系统病史。

b. 实验环境: 本次研究的全部实验都在室内进行, 室温保持恒定, 灯光柔和, 环境安静。

c. 实验设备: 自制的脉搏检测装置可以实现脉搏信号的采集和保存。

d. 实验方法: 为了获取各被试者在不同情绪下的手指指尖处的脉搏信号, 设定六种不同的实验场景, 促使被试产生不同的情绪变化。实验方法分别为: (1) 使被试者保持自然放松、闭眼且尽量不思考任何问题状态, 使其处于安静平稳的状态, 采集 5 分钟的脉搏信号; (2) 让被试者平稳地坐在电脑前, 观看节选自电影《暖春》中的 15 分钟的感人片断, 诱发其产生感伤的情绪, 采集 5 分钟的脉搏信号; (3) 让被试者平稳地坐于电脑前, 观看多个喜剧 5 分钟左右的短片, 诱发其产生快乐的情绪, 同时采集 5 分钟的脉搏信号; (4) 让被试者平稳地坐于电脑前, 闭目倾听大音量的《命运》, 时间 5 分钟, 诱发其产生激昂振奋的情绪, 采集 5 分钟的脉搏信号; (5) 让被试者平稳地坐于电脑前, 闭目聆听大音量的选自《世界上最优美动听的 16 首慢歌》中的柔美音乐, 以此来诱发被试者产生愉悦放松的情绪, 同时采集 5 分钟的脉搏信号; (6) 让被试者平稳地坐于电脑前, 闭目听大音量的劲爆摇滚音乐, 以此来诱发被试者产生烦躁的情绪, 采集 5 分钟的脉搏信号。

根据上述的实验方案, 测量得到了 10 位健康被试在六种不同情绪状态下的指尖脉搏信号, 采样频率都是 250Hz, 时间为 5 分钟, 以此来作为后文进行不同情绪状态分析研究的原始数据。然后得到他们的脉搏主波间期序列。

如图 6.1(a)~6.1(f)所示, 分别是其中一位被试者在安静状态、感伤状态、快乐状态、振奋状态、放松状态与烦躁状态这六种不同情绪状态下获得的数据长度为 1000 个点的脉搏主波间期序列。

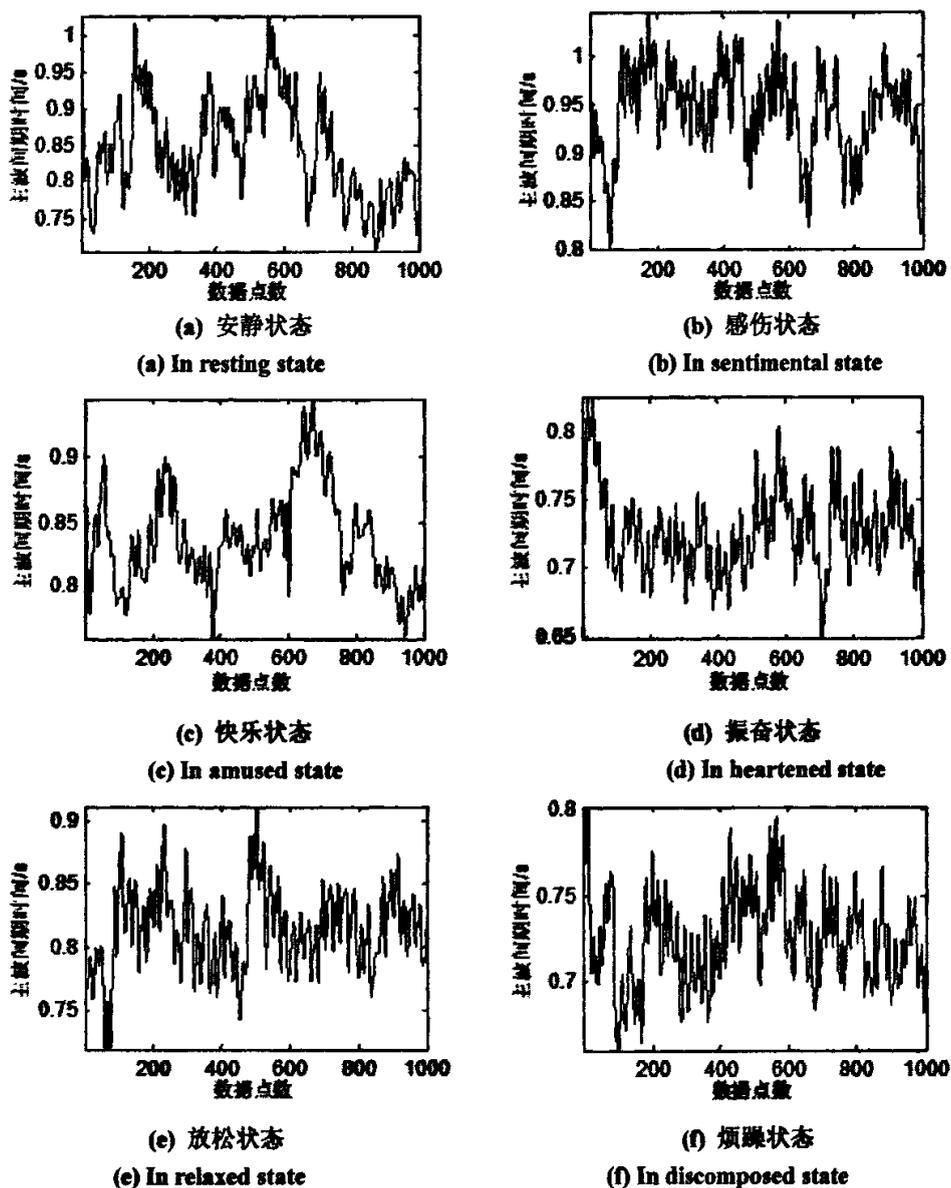
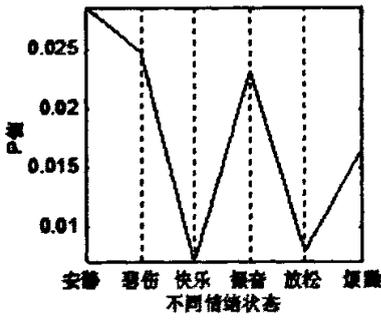


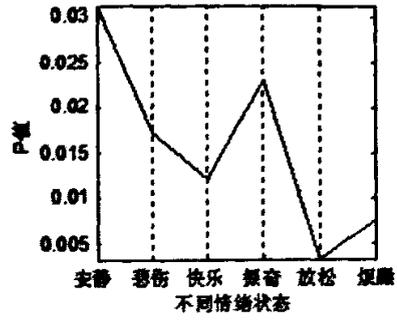
图 6.1 不同情绪状态的脉搏主波间期序列

Fig.6.1 Pulse PP interval series in different emotion states

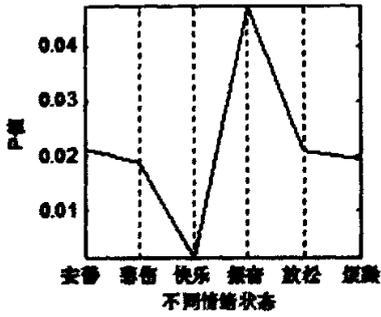
以 10 位不同被试在六种不同情绪状态的脉搏主波间期序列作为原始数据，通过基于代替数据法的混沌识别算法分别计算得到  $Q_D$ 、 $u_s$ 、 $\sigma_s$ 、显著度值  $\chi$  和拒绝虚假设的最大概率  $P$  值。这里不再将各个数值一一列出，而只将脉搏主波间期  $P$  值作为判断不同情绪状态下的脉搏主波间期序列是否具有混沌特性的有价值的的数据，图 6.2(a)~图 6.2(j) 分别是 10 位不同被试的六种不同情绪下的  $P$  值。



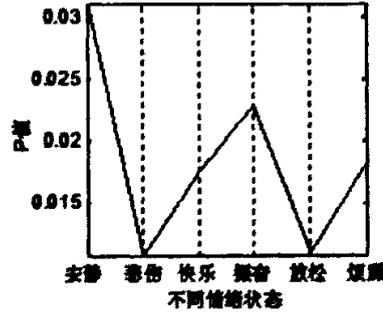
(a) 被试 1  
(a) Subject 1



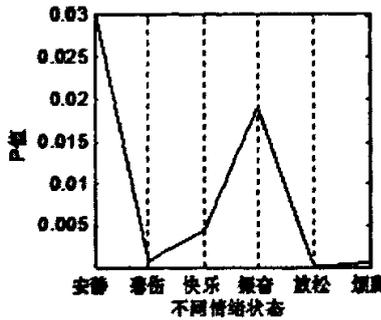
(b) 被试 2  
(b) Subject 2



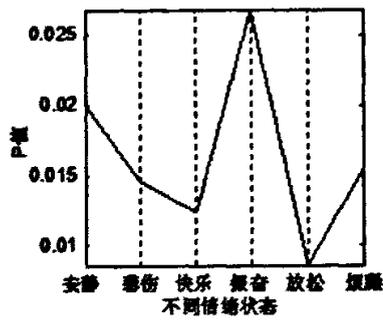
(c) 被试 3  
(c) Subject 3



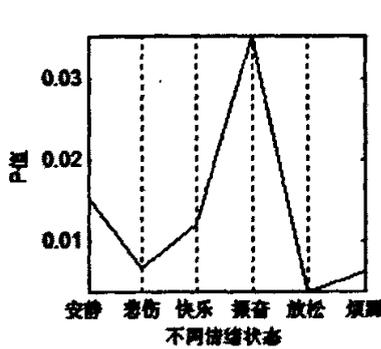
(d) 被试 4  
(d) Subject 4



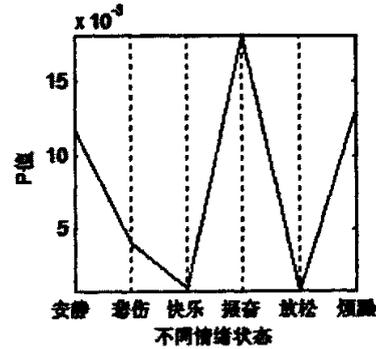
(e) 被试 5  
(e) Subject 5



(f) 被试 6  
(f) Subject 6



(g) 被试 7



(h) 被试 8

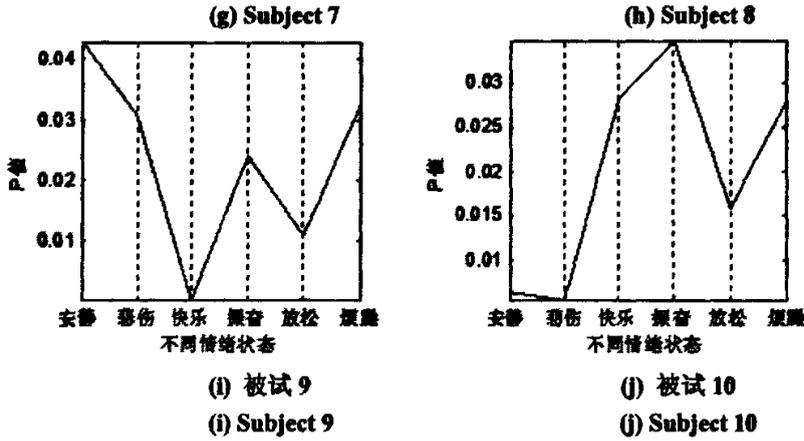


图 6.2 不同被试在六种不同情绪下的 P 值

Fig.6.2 P values in six different emotions of different subjects

从图 6.2 中可以看出, 每组数据计算得到的  $P$  值均小于 0.05, 可判断以上的 10 位被试在不同情绪状态的脉搏主波间期信号都具有混沌特征。通过细致观察上面的各图, 还可以进一步发现, 每个被试者在安静、悲伤、快乐、振奋、放松、烦躁情绪下计算出的  $P$  值的趋势走向大体上是一致的: (1) 振奋情绪下的  $P$  值都大于快乐情绪与放松情绪下的  $P$  值; (2) 安静状态的  $P$  值都大于感伤情绪的  $P$  值; (3) 除了被试 3, 烦躁情绪下的  $P$  值都大于放松状态下的  $P$  值。由于个体的差异以及人体情绪所涉及的因素范围之广, 无法一致性地得到在这六种情绪状态下, 哪种情绪的混沌程度最明显或最不显著。

### 6.3 不同情绪状态的脉搏主波间期的非线性参数估算与比较

#### 6.3.1 相空间的重构

为了对不同情绪状态下的脉搏主波间期序列进行相空间的重构, 选取 10 个被试者, 通过脉搏检测装置得到了六种不同情绪下的脉搏信号, 同样提取脉搏信号的 P 波波峰点, 得到数据长度为 2000 个点的 PP 间期序列。

首先采用互信息法确定其最小延迟时间  $\tau$ 。计算 PP 间期序列的互信息函数, 取互信息函数第一极小值处的延迟时间作为重构相空间的延迟时间。图 6.3 所示是其中一位被试者在平静状态、伤感状态、愉快状态、激昂状态、放松状态与烦躁状态下的脉搏 PP 间期序列的互信息函数值, 得到的合适的最小延迟时间分别为 9、10、7、15、10、12 与 11。可以看出, 对于同一个被试者来说, 不同的情绪状态

的最小延迟时间的差异不大。

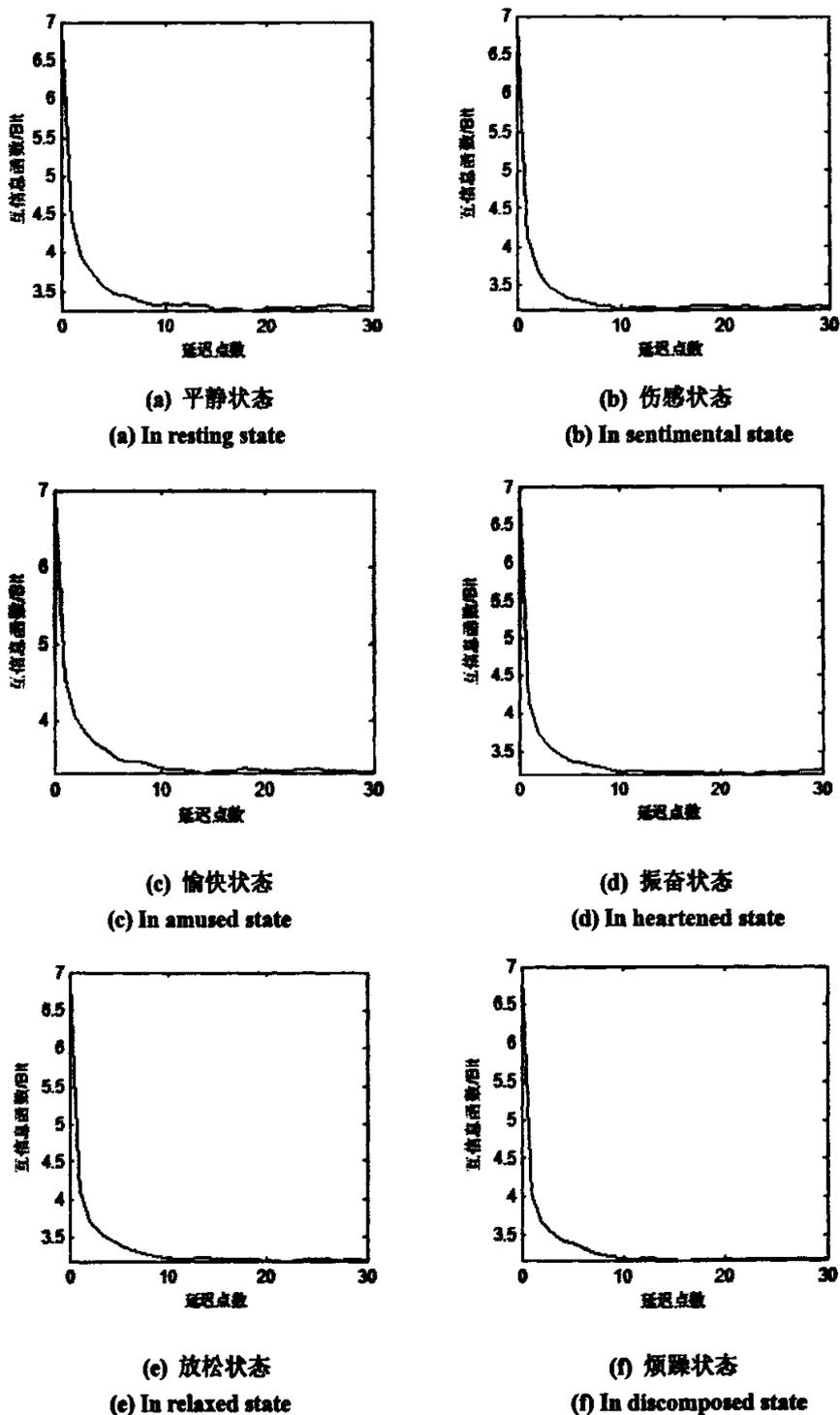


图 6.3 根据互信息法确定最小延迟时间

Fig. 6.3 Determination of minimum delay time with mutual information method

根据 Cao 方法计算脉搏主波间期的最小嵌入维数，即当目标量  $E_1$  的变化趋

势随嵌入维数  $d$  的增加而不再有明显变化时, 此时的  $d$  就被确定为最小嵌入维数。

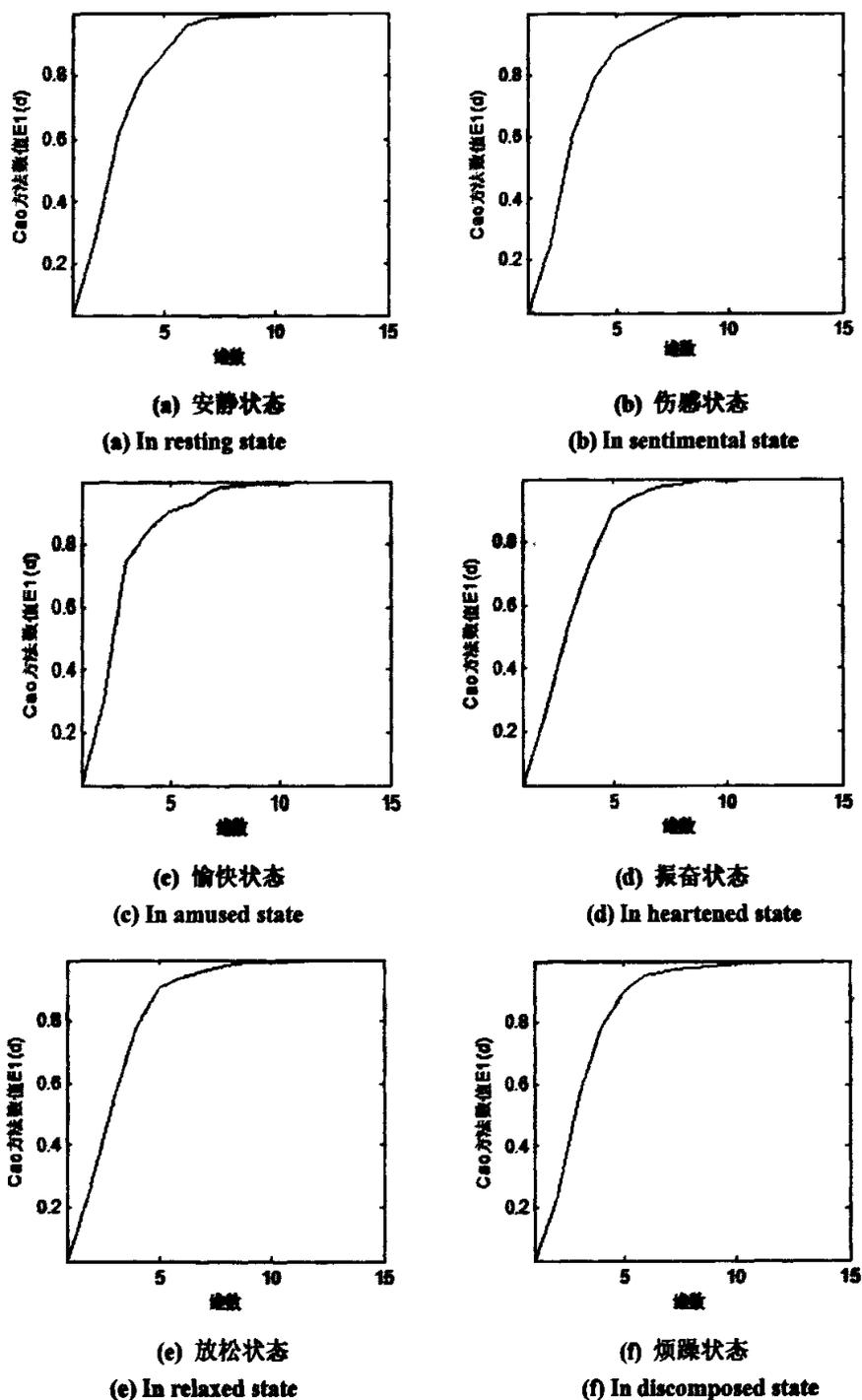


图 6.4 根据 Cao 法确定最小嵌入维数

Fig.6.4 Determination of minimum embedding dimension with Cao method

图 6.4 中各曲线为用 Cao 方法对上述同一被试者六种不同情绪下的 PP 间期序

列的  $E_i$  随着嵌入维数  $d$  的变化, 在安静状态、伤感状态、愉快状态、激昂状态、放松状态与烦躁状态下得到的最小嵌入维分别是 6、8、7、5、5 和 6。可以看出, 同一被试者在不同情绪状态下得到的最小嵌入维数也相差不大, 无法对不同的情绪状态进行区分。

按照互信息法和 Cao 方法, 计算 10 位不同被试者在六种不同情绪状态下的脉搏主波间期序列的最小延迟时间和最小嵌入维数。通过大量的计算可以得出, 脉搏 PP 间期序列最小延迟时间分布在 10 的左右, 而最小嵌入维数在 4~7, 以 5 或 6 居多。为了减少不同被试者个体差异的影响, 求得每种情绪状态下的 10 组不同被试数据的  $\tau$  和  $m$  的平均值, 计算结果如表 6.1 所示。

表 6.1 不同情绪状态的延迟时间与嵌入维数的均值

Table 6.1 Mean values of delay times and embedding dimensions in different emotional states

不同情绪状态	安静	伤感	愉快	振奋	放松	烦躁
最小延迟时间 $\tau$	12	11.7	12.5	9.9	11.4	10.3
最小嵌入维数 $m$	5.5	5.3	4.7	6.3	4.7	5.1

从表 6.1 中可以看出: 上述的 10 位被试者在愉快状态下 PP 间期序列得到的  $\tau$  值均值最大, 为 12.5, 而在激昂振奋状态下得到的  $\tau$  值的均值最小, 为 9.9; 10 位被试者在愉快与放松状态下得到的  $m$  值均值最小, 为 4.7, 而在激昂振奋状态下得到的  $m$  值的均值最大, 为 6.3。

### 6.3.2 关联维数与最大 Lyapunov 指数的计算

根据关联积分的对数  $\ln C(r)$  与度量尺度对数  $\ln(r)$  之间存在的线性区域, 利用最小二乘法估算出这个线段的斜率, 所得结果即为脉搏主波间期时间序列的关联维数。

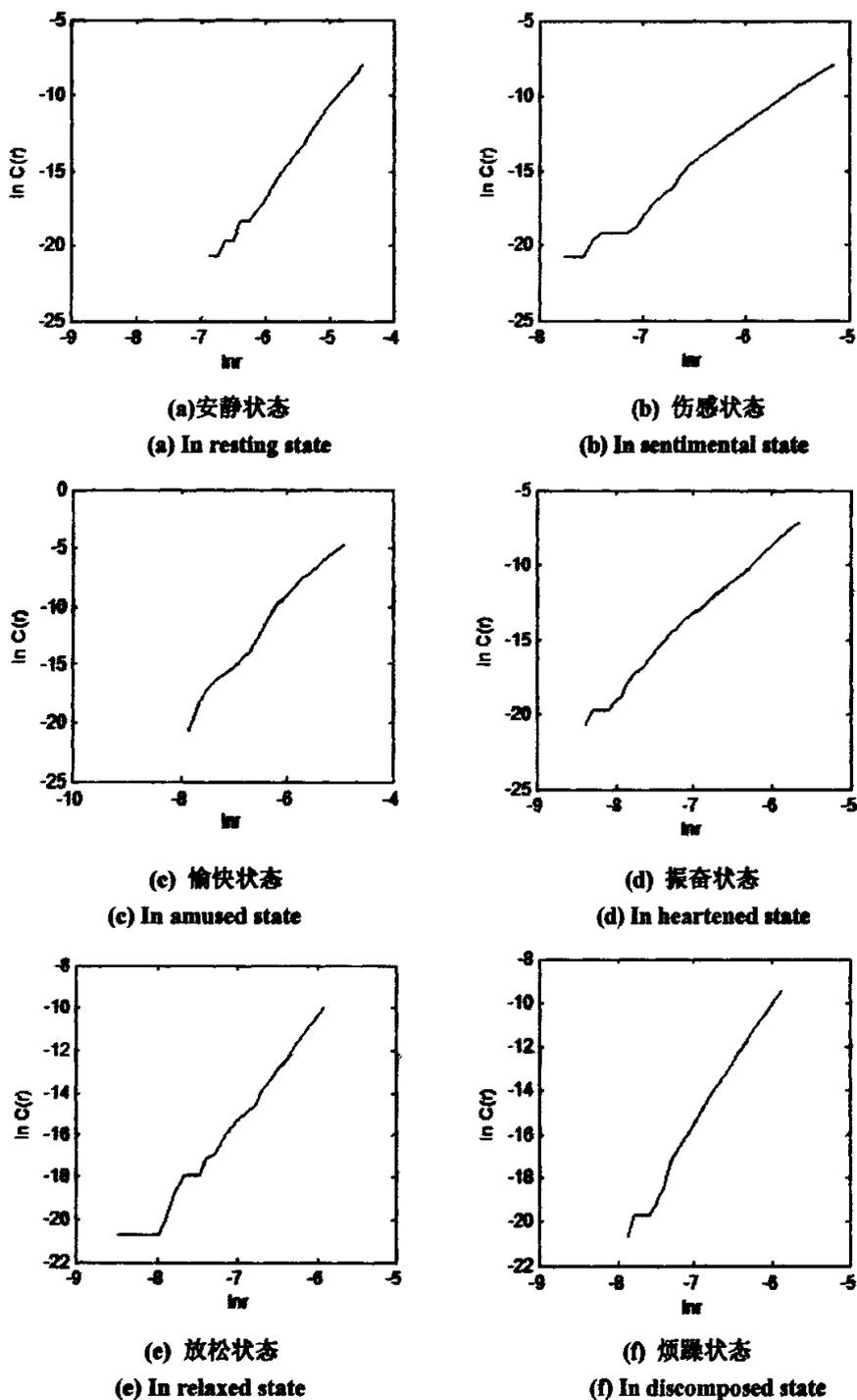


图 6.5 关联积分与度量尺度图

Fig. 6.5 Logarithm diagram of correlative integration to measuring scale

如图 6.5 所示为其中一位被试者在不同情绪状态下的主波间期信号的  $\ln C(r)-\ln(r)$  曲线, 在安静状态、伤感状态、愉快状态、激昂状态、放松状态与烦躁

状态下估算得到的关联维数分别是 5.5663、5.0161、4.8228、4.4939、4.3947 和 6.3889。

在关联维数估算的基础上,对同一被试者在不同情绪状态下的主波间期时间序列进行最大 Lyapunov 指数的估算,在上述六种不同情绪状态下得到的最大 Lyapunov 指数分别为 0.5866、0.8787、0.6294、0.2470、0.7156 和 0.7511。

为了进一步分析与研究,依照上述的方法,计算得到 10 位不同被试者在 6 种不同情绪状态下的脉搏主波间期序列的关联维数与最大 Lyapunov 指数  $\lambda_1$ 。通过计算结果可以得出,这些脉搏 PP 间期序列的关联维数在 3~7 之间,都是分数,具有分维的特征;而计算得到的最大 Lyapunov 指数  $\lambda_1$  的值全部大于 0。这些参数都表明了该信号具有一定的混沌特征。

为了区分不同情绪状态的不同,在上述 60 组关联维数与最大 Lyapunov 指数  $\lambda_1$  的数据的基础上,求取每种情绪状态下的 10 组不同被试者的数据的均值,计算结果如表 6.2 所示。

表 6.2 不同情绪状态的关联维数与最大 Lyapunov 指数的均值

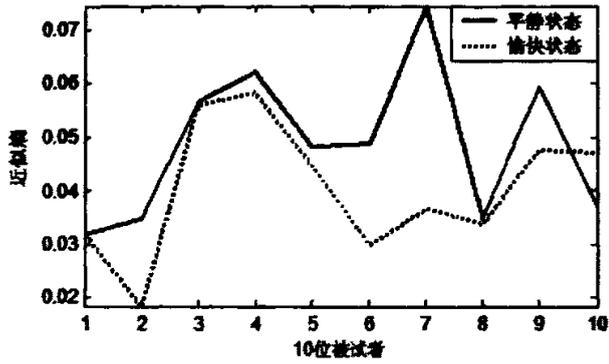
Table 6.2 Mean values of correlation dimensions and maximum lyapunov exponents in different emotional states

不同情绪状态	安静	伤感	愉快	振奋	放松	烦躁
关联维数	5.6992	4.7329	4.5335	5.0369	4.5739	5.2338
最大 Lyapunov 指数	0.6926	0.7332	0.93081	0.5455	1.0144	0.8264

从表 6.2 中可以看出:上述的 10 位被试者在安静的状态下得到的  $D_c$  值的均值最大,为 5.6992,而在放松状态下得到的  $D_c$  值的均值最小,为 4.5739;10 位被试者在放松状态下得到的  $\lambda_1$  的均值最大,为 1.0144,而在激昂振奋状态下得到的 1.0144 值的均值最小,为 0.5455。从不同情绪下  $\lambda_1$  的均值可以说明,放松状态下的 PP 间期序列的混沌程度要明显高于激昂振奋状态下的 PP 间期序列的混沌程度,这与代替数据法分析的结论是一致的。

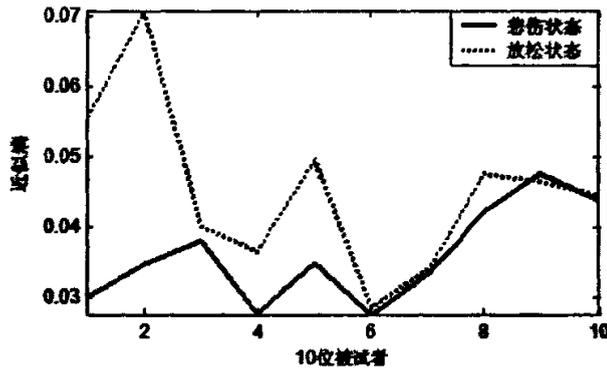
### 6.3.3 近似熵与复杂度的计算

本节对 10 位不同被试者在六种不同情绪状态下的脉搏主波间期进行近似熵的估算,可以得出,不同个体、不同情绪状态下的近似熵是有所区别的,且都是有界的。将每种情绪下的 10 位被试的近似熵值做出近似熵曲线,可以发现,其中有四种不同情绪下的近似熵曲线有明显的区分,如图 6.6。图 6.6(a)中,平静状态下的 PP 间期序列的近似熵大于愉快状态下 PP 间期序列的近似熵;图 6.6(b)中,放松状态下的 PP 间期序列的近似熵大于悲伤状态下 PP 间期序列的近似熵。



(a) 平静状态与愉快状态下 PP 间期序列的近似熵的比较

(a) Comparison of Approximate entropies for resting state and amused state



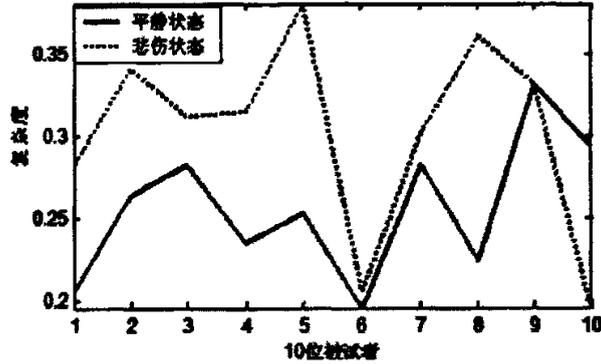
(b) 悲伤状态与放松状态下 PP 间期序列的近似熵的比较

(b) Comparison of Approximate entropies for moved state and relaxed state

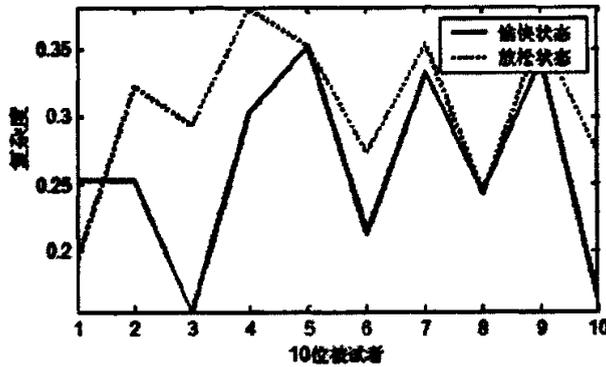
图 6.6 不同情绪状态下主波间期序列的近似熵比较

Fig. 6.6 Comparison of Approximate entropies of PP intervals for different emotions

同样计算上述六种不同情绪状态的脉搏主波间期序列的复杂度,得到的复杂度都是正的。得到每种情绪下的 10 位被试者的复杂度曲线,发现振奋情绪与烦躁情绪状态下的 PP 间期序列的复杂度曲线无法与其它四种情绪状态下的复杂度曲线相区别,而另外四种情绪状态下的 PP 间期序列的复杂度曲线有明显的区分,如图 6.7 所示。



(a) 平静状态与愉快状态下 PP 间期序列的复杂度的比较  
 (a) Comparison of Complexity values for resting state and amused state



(b) 悲伤状态与放松状态下 PP 间期序列的复杂度的比较  
 (b) Comparison of Complexity values for moved state and relaxed state  
 图 6.7 不同情绪状态下主波间期序列的复杂度比较

Fig.6.7 Comparison of Complexity values of PP intervals for different emotions

图 6.7(a)表示平静状态与愉快状态下 PP 间期序列的复杂度曲线的比较,而图 6.7(b)表示悲伤状态与放松状态下 PP 间期序列的复杂度曲线的比较。结果表明,悲伤状态下的主波间期的复杂度大于平静状态下的主波间期的复杂度,说明前者较后者更复杂,而平静状态的主波间期更规则;放松状态下的主波间期的复杂度大于愉快状态下的主波间期的复杂度,说明放松状态的主波间期较愉快状态下的主波间期更复杂一些。

#### 6.4 不同汽车振动噪声环境影响下的脉搏信号的比较分析

振动对人体的影响,最直接的因素包括振动频率和振动烈度,主要是考虑对人体的身体及其各组织器官与振动源的共振原理。如果人体某区域或器官出现共振,

将会造成人体严重不适,引起相应的生理变化。人体整体垂直振动的敏感频率范围在 4-8Hz 之内。主要器官的共振频率约为:头颈部 20-30Hz、胸腹 3-4Hz、手臂 2-5 Hz、脊柱垂直方向 4-6Hz、心脏 4-6Hz、胃 2-3Hz、神经系统 250Hz,等<sup>[118]</sup>。

噪声接触作为应激源可激活生理机制,可增加收缩压、舒张压和心率,造成急性和慢性健康危害,在感觉上让人觉得烦躁不安,易冲动,情绪失控等。

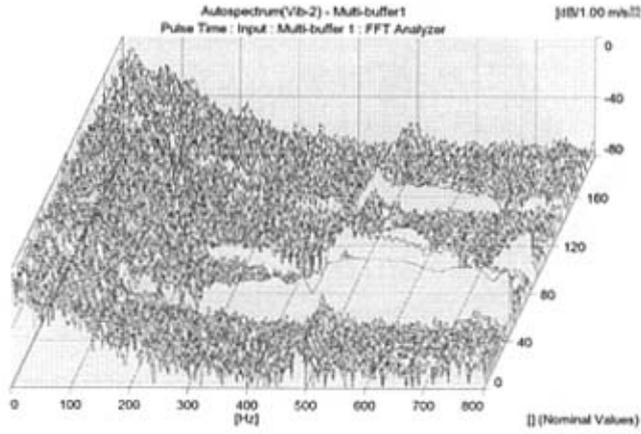
在汽车振动噪声环境下,乘员的心跳或脉搏、血压、体温、心电、脑电、呼吸都具有一定的数值,甚至脑思维活动都有其正常变化范围。当环境发生变化时,一般心跳和脉搏会变快、呼吸增多、体温增高、血压发生波动、白血球含量增加,等等。这一切用来衡量人体生理指标的各个参量,都表现出不正常的波动。

车辆振动对人体舒适和健康的影响一般通过垂直加速度的加权均方根值加以度量,其定义为频率加权加速度  $a_w(t)$  的峰值与均方根  $a_w$  之比。例如当加速度均方根值  $a_w (ms^{-2})$  小于 0.35 时,没有不舒服,而大于 2.0 时,极不舒服,引起的恶心与呕吐的主要是低频范围内的垂向振动。在一般振动测试方面,对振动信号需要通过幅值谱分析、自(互)功率谱分析、三维谱阵分析和传递函数等分析加以研究。

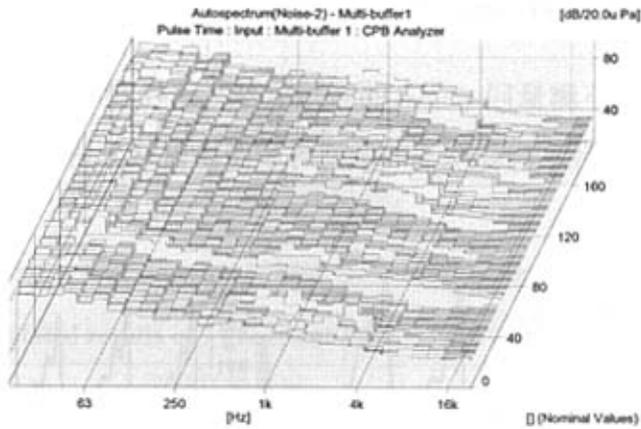
车辆噪声源能量的动态范围极宽,通常使用声压级、声强级和声功率级来表示声源的强度。例如声压和声压级,公共汽车内的声压是 0.2/Pa,声压级是 80 dB。汽车车内噪声的测量是指汽车匀速行驶时车内的噪声,采用 A 计权声级一般作为汽车车内的噪声评价指标。对噪声的频谱分析一般采用 1/1 倍频程和 1/3 倍频程。

在本文中,为了分析不同车辆振动噪声环境下人体生理的应激与变化,完成了多种汽车行驶工况下车内振动噪声特性的测量,同时测量了人的脉搏信号的变化。测量时,通过某型号轿车内部安装的加速度计和传声器测量座椅振动和车内噪声。在测试过程中,规划行驶的方式包括匀速行驶、封闭低噪声、开窗高噪声等情况。

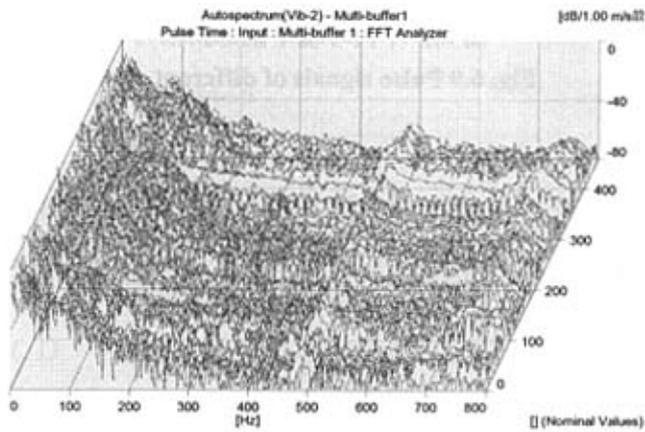
如下为两组典型的测试结果:图 6.8(a)、(b)所示第一种工况(平稳行驶工况)时座椅的垂直振动加速度的 3D 谱阵和车内噪声的 3D 谱阵,图 6.8(c)、(d)所示第二种工况(加速行驶且高噪声工况)时座椅的垂直振动加速度的 3D 谱阵和车内噪声的 3D 谱阵。



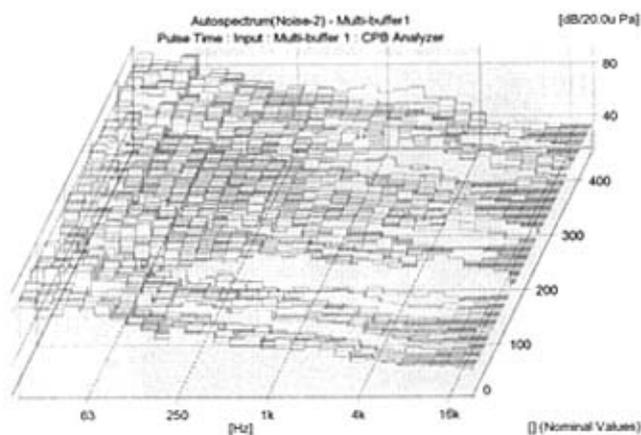
(a) 平稳行驶工况下的座椅垂直振动  
(a) The seat vibration of stable running state



(b) 平稳行驶工况下的车内噪声  
(b) The noise of stable running state



(c) 加速行驶且高噪声工况的座椅垂直振动  
(c) The seat vibration of accelerating running state with high noise



(d) 加速行驶且高噪声工况的车内噪声

(d) The noise of accelerating running state with high noise

图 6.8 两种不同工况下的座椅振动和车内噪声

Fig. 6.8 The seat vibration and noise in two different states

在这两种工况下测量同一个人的脉搏信号，采样频率为 128Hz，采样时间为 30s。图 6.9 是在四种不同环境下的脉搏时域图。仅从脉搏波形图难以区分不出不同振动噪声工况。

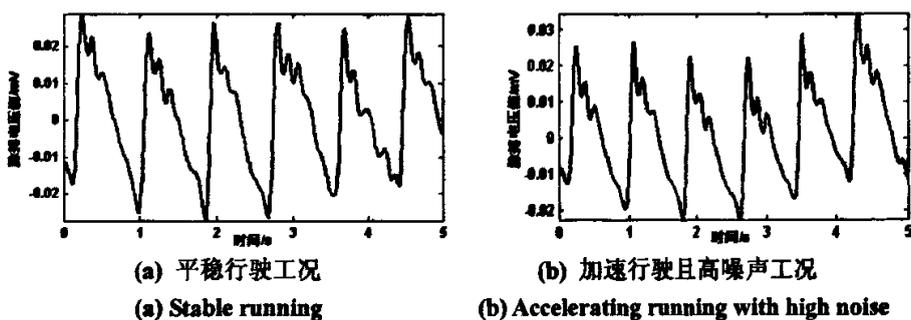


图 6.9 不同环境下的脉搏信号

Fig. 6.9 Pulse signals of different states

按照第四章的方法，得到这两组脉搏信号的主波间期时间序列，再绘制得到的脉搏主波间期散点图如图 6.10 所示，从中可以看出两者存在细微的差别。

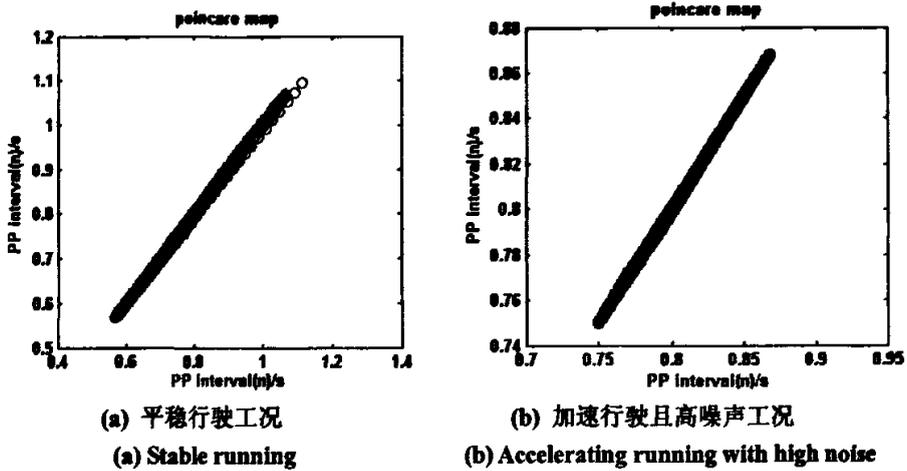


图 6.10 不同环境下的脉搏主波间期散点图

Fig. 6.10 PP-PP Poincare plots of different states

对两组脉搏主波间期进行更深入的分析。采用第五章的代替数据法进行计算。下表 6.3 给出了两组比较有代表性的计算结果。

表 6.3 两组脉搏主波间期信号的代替数据法的计算结果

Table.6.3 Calculated results of 2 groups of PP intervals with surrogate data method

参数	平稳行驶工况	加速行驶且高噪声工况
$Q_D$	0.1243	0.0840
$\mu_s$	1.7146	1.9878
$\sigma_s$	0.3605	0.3588
$\chi$	4.4111	5.3065
$P$	1.0284e-5	1.1176e-007

采用第五章的方法，求得这两组脉搏主波间期序列的关联维数和最大 Lyapunov 指数分别是：平稳行驶工况下的关联维数  $D=2.1158$ ，加速行驶且高噪声工况下的关联维数  $D=2.5932$ ；平稳行驶工况下的最大 Lyapunov 指数为  $lp1=0.6604$ ，加速行驶且高噪声工况下的  $lp1=0.6476$ 。

## 6.5 本章小结

本章利用脉搏信号这一生理参数研究了心理生理之间的关系以及环境对生理信号的影响。首先,利用前文所述的便携式脉搏信号采集与记录装置,记录下不同情绪状态以及振动噪声环境下脉搏信号,然后,采用非线性分析手段对脉搏信号进行了分析。

对 10 位被试者 6 种不同情绪状态即安静、悲伤、快乐、振奋、放松、烦躁情绪下的脉搏主波间期序列进行混沌识别算法的计算,得到 P 值的趋势走向大体上是一致的,可以推断出:(1) 振奋情绪下的脉搏主波间期序列的混沌程度要低于快乐情绪与放松情绪下的脉搏主波间期序列的混沌程度;(2) 安静状态的脉搏主波间期序列的混沌程度低于悲伤情绪的脉搏主波间期序列的混沌程度;(3) 除了被试 3,烦躁情绪下的脉搏主波间期序列的混沌程度低于放松状态下的脉搏主波间期序列的混沌程度。对 10 位健康被试在不同情绪状态的脉搏主波间期同样进行上述非线性参数的估算的比较,可以得出,不同情绪状态下的脉搏主波间期序列的混沌程度也不相同,但是对于不同的非线性参数得出的规律性不尽相同,因此还不能得出如上述不同生理状态下的一致性的规律。

不同振动噪声环境下,仅从脉搏波形图难以区分不出振动噪声工况。而从脉搏主波间期散点图上可以看出细微的差别。

## 第七章 结论与展望

本文以人体脉搏信号为对象,为了进行健康监测和生理现象研究,采用方便易用的光电容积式脉搏传感器,结合嵌入式系统,构建了便携式脉搏信号检测系统,可以实时无约束地测量人在不同生理状态和外界环境下的脉搏的变化。然后,以非线性动力学和混沌理论、非线性变换技术为基础,对比分析了不同生理状态等情况下的人体脉搏信号的非线性特征。在此基础上,重点对不同情绪状态下的脉搏信号、车辆振动噪声环境下的脉搏信号进行了分析,以揭示不同情绪和环境对脉搏的影响。

本文的创新点及所作的主要工作如下:

1. 首先从生理解剖和神经系统功能实现的角度分析脉搏信号产生的生理机制,给出了脉搏波形的描述方法。然后对不同脉搏信号与人体健康状态的对应关系进行陈述,最后重点分析了导致脉搏信号呈现非线性特性的内在机理。
2. 介绍了一种光电式容积脉搏传感器的基本原理和设计方法,由于利用指端测得的脉搏信号十分微弱,设计了采用合理的光电放大和滤波电路。基于嵌入式系统,设计开发了一种具有本地闪存功能和多种通信功能的脉搏信号数字化采集与记录系统,可以实现脉搏信号的便携式连续采集要求。实验证实了该装置的可靠性。
3. 以小波变换理论为基础,提出了人的脉搏信号小波去噪算法,用于清除脉搏信号中的基线漂移、工频干扰及肌电干扰噪声。对去噪后的脉搏信号进行小波分解,重构指定的细节分量,采用阈值法提取脉搏的P波波峰点。依据P波波峰与其它特征点的位置关系,分别提取T波波峰点,D波波峰点,V波波谷和脉搏初始点A,实现了脉搏信号5个特征点的提取。脉搏信号的波形图包括了丰富的有关心血管系统的生理信息。
4. 介绍了脉搏信号的单波波峰特征参数K值的计算方法,并利用K值来比较几种不同的生理状态。对脉搏主波间期的散点图(伪相平面图)进行对照分析,可以比较研究不同生理状态下主波间期的差异性。最后,对脉搏波形的主波间期和降中峡间期构成的散点图、主波高度与重搏波高度构成的散点图进行了对照,这些散点图对不同生理状态下的脉搏信号进行更进一步的定性刻画十分有

---

效。连续的脉搏信号具有明显的周期性特点，在频域中出现离散的频谱。本文给出了不同生理状态下脉搏信号的频谱图。脉搏信号具有复杂的多频带特征，采用小波包能量比例分析的方法可以有效地分析不同生理状态下脉搏信号的时频变化规律。

5. 脉搏主波间期是指脉搏信号的连续主波波峰组成的时间序列，本文重点研究不同生理状态下的脉搏主波间期序列的非线性性质。首先详细介绍了采用代替数据法进行时间序列混沌特性识别的算法，然后对几组不同生理状态下的脉搏信号主波间期进行了混沌特性比较。对不同生理状态下具有混沌特性的脉搏主波间期时间序列的几个非线性参数（关联维数、最大 Lyapunov 指数、近似熵、复杂度）进行估算，并利用这些非线性参数定量比较不同生理状态下脉搏主波间期的非线性特性的差异。
6. 在前面工作的基础上，研究不同情绪状态下脉搏主波间期信号的变化，采用非线性分析手段，比较研究不同情绪下脉搏信号的改变。研究了不同情绪下的脉搏主波间期信号进行相空间的重构以及关联维数、最大 Lyapunov 指数、近似熵、复杂度等的估算。结果表明不同情绪状态下的脉搏主波间期序列的混沌程度也不相同，但是其规律性不如上述不同生理状况下的规律性明显。然后，专门对汽车振动噪声这一特定环境下人体脉搏信号的改变进行类似的比较研究。不同振动噪声环境下，仅从脉搏波形图难以区分不出振动噪声工况，而从脉搏主波间期散点图上可以看出细微的差别。

综上所述，本文以人体生理信息的脉搏信号为研究对象，采用小波变换技术等信号处理手段、重点采用合适的非线性动力学理论、混沌识别算法、非线性参数估算方法，较好地实现了含复杂噪声背景的人体生理信号的消噪、特征提取及非线性参数识别；对不同生理状态，如性别、年龄、运动前后、睡眠状态等的脉搏信号进行比较研究，完成了对人体生理信号的非线性描述和非线性参数识别，进而实现了对人体生理状态的评估。

需要指出的是，由于实验数据有限和对比分析不足，尚不能对不同生理状态下的生理信号的非线性特征进行一般性规律的归纳总结，文中某些实验方法和算法还需要更多的临床验证。

---

## 参考文献

1. Goldberger A L, West BJ, Rigney DR. Chaos and fractal in human physiology. *Scientific American*, 1990, 262: 42~49
2. Jänig, W. *The Integrative Action of the Autonomic Nervous System: Neurobiology of Homeostasis*. Cambridge: Cambridge University Press, 2006
3. Mackey, M. C., Glass, L. Oscillation and chaos in physiological control systems. *Science*, 1997, 197: 287-289
4. Shouyan Wang, Tipu Z. Aziz, John F. Stein, Peter G. Bain, Xuguang Liu. Physiological and harmonic components in neural and muscular coherence in Parkinsonian tremor. *Clinical Neurophysiology*, 2006, 117(7): 1487-1498
5. 刘克球等. *生物医学电子学*. 北京: 北京大学出版社, 1988
6. Chantal Martin Soelch, Markus Stöcklin, Gerhard Dammann, Klaus Opwis, Erich Seifritz. Anxiety trait modulates psychophysiological reactions, but not habituation processes related to affective auditory stimuli. *International Journal of Psychophysiology*, 2006, 61(2): 87-97
7. G. Robert, J Hockey, Fiona Earle. Control over the scheduling of simulated office work reduces the impact of workload on mental fatigue and task performance. *Journal of Experimental Psychology*, 2006, 12(1): 50-65
8. Kilseop Ryu, Rohae Myung. Evaluation of mental workload with a combined measure based on physiological indices during a dual task of tracking and mental arithmetic. *International Journal of Industrial Ergonomics*, 2005, 35(11): 991-1009
9. Leon Glass. Synchronization and rhythmic processing in physiology. *Nature*, 2001, 410: 277-284
10. A. J. Camm, et al. Heart rate variability: standards of measurement, physiological interpretation and clinical use. *Circulation*, 1996, 93: 1043-1065
11. M. J Griffin. Evaluation of vibration with respect to human response. *SAE International congress and Exposition. Technical Paper Series*, 1986: 24-28
12. P.S. Tiwari, L. P. Gite. Evaluation of work-rest schedules during operation of a rotary power tiller. *International Journal of Industrial Ergonomics*, 2006, 36(3): 203-210
13. 喻凡. *汽车系统动力学*. 北京: 机械工业出版社, 2005
14. Massimo Bovenzi, Alberto Betta. Low-back disorders in agricultural tractor drivers exposed to whole-body vibration and postural stress. *Applied Ergonomics*, 1994, 25(4): 231-241
15. 陈予恕, 唐云. *非线性动力学中的现代分析方法*. 北京: 科学出版社, 2000
16. Hermann Haken. *Principles of Brain Functioning: A Synergetic Approach to Brain Activity, Behavior and Cognition*, Springer-Verlag Berlin Heidelberg, 1996
17. Tiina Ritvanen, Veikko Louhevaara, Pertti Helin, Sari Vaisnenb, Osmo Hamminen. Responses of the autonomic nervous system during periods of perceived high and low work stress in younger and older female teachers. *Applied Ergonomics*, 2006, 37(3): 311-318
18. C. 格里博格, J.A. 约克编. 杨立, 刘巨斌等译. *混沌对科学和社会的冲击*. 长沙: 湖南科学技术出版社, 2001
19. Fisch B J. *Spehlmann's EEG Primer*. Amsterdam: Elsevier Science BV, 1996

20. 陈清启等. 简明心电图学及图谱. 济南: 山东科学技术出版社, 1993.
21. Zhongwei Jiang, Samjin Choi. A cardiac sound characteristic waveform method for in-home heart disorder monitoring with electric stethoscope. *Expert Systems with Applications*, 2006, 31(2): 286-298
22. Lin, Y., Zhang, W.J., Watson, L.G.. Using eye movement parameters for evaluating human-machine interface frameworks under normal control operation and fault detection situations. *International Journal of Human Computer Studies*, 2003, 59: 837-873
23. Van Orden, K.F., Limbert, W., Makeig, S., Jung, T.P.. Eye activity correlates of workload during a visuospatial memory task. *Human Factors*, 2001, 43: 111-121
24. Ulf Ahlstrom, Ferne J, Friedman Berg. Using eye movement activity as a correlate of cognitive workload. *International Journal of Industrial Ergonomics*, 2006, 36( 7): 623-636
25. Ing-Shiou Hwang, Chun-Hou Wang, Yi-Ching Chen, Chiung-Yu Cho, Kwok-Tak Yeung. Electromyographic analysis of joint-dependent global synkinesis in the upper limb of healthy adults: Laterality of intensity and symmetry of spatial representation. *Journal of Electromyography and Kinesiology*, 2006, 16(4): 313-323
26. Yoko Nagai, Laura H. Goldstein, Peter B. C. Fenwick, Michael R. Trimble. Clinical efficacy of galvanic skin response biofeedback training in reducing seizures in adult epilepsy: a preliminary randomized controlled study. *Epilepsy & Behavior*, 2004, 5(2): 216-223
27. 费兆猷. 中国脉诊研究. 上海: 上海中医学院出版社, 1991
28. 李冰昆, 宋文锋. 中医脉诊研究思考. *中国中医基础医学杂志*, 1998, 4(6): 20-22
29. 张力. 脉诊研究进展. *山东中医学院学报*, 1995, 19(4): 281-284
30. 谈庆. 利用脉搏波传播速度诊断动脉粥样硬化的可能性探讨. 西安: 西安交通大学硕士论文, 1988
31. Franklin S S, Khan S A, Wong N D, et al. Is pulse pressure useful in predicting risk for coronary heart disease. *The Framingham Heart Study Circulation*, 1999, 100: 354-360.
32. Choi Kyoung ho, Kim Do Young, Jung Sung Jae, Kim Il hwan. A recording of the radial pulse wave system using photoplethysmogram, *SICE Annual Conference 2005 in Okayama, Okayama Japan*, 8-10, Aug. 2005, WP2-11-2.
33. Ochiai R, et al. Mechanism affecting relationship between pulse wave transit time and blood pressure in isoflurane anesthetized dogs. *Anesthesia & Analgesia*, 1998, 86: 222
34. 燕海霞, 王忆勤, 李福凤. 中医脉象传感器的研究进展. *上海中医药大学学报*, 2005; 19(1): 62-64
35. 蔡铁珩, 沈兰芬, 黄祥林. 脉象分析仪的研究进展. *电子测量与仪器学报*, 2002, 16(4): 55-59
36. 杨益民, 李旭雯, 罗志昌, 张松. 应用光电容积脉搏波法研制新型血流参数监护系统, *中国医疗器械信息*, 2001, 7(5): 6-8
37. 赵明富. 嵌入式系统的总线技术及其应用. *微计算机信息*, 2005, 21(7): 42-45
38. 沙娜, 韩清鹏. 便携式连续记录脉搏检测装置, 2006, (已投)
39. 朱家富, 杨浩, 何为. 基于高阶复杂性测度的心率变异信号分析. *生物物理学报*, 2004, 20(3): 193-197
40. 格拉斯, 麦基著. 从摆钟到混沌: 生命的节律. 潘涛, 曾婉贞, 潘泓等译. 上海: 上海远东出版社, 1994
41. 吴析耀. 现代信号处理在生物医学工程中的应用. *北京理工大学学报*,
42. 胡家宁, 阎述池, 王秀章, 初航. 脉象人工神经网络分析系统模型. *中国医科大学学报*, 1997, 26(2): 134-137.

- 
43. 王兴元, 顾树生. 心电动态生理及病理信息的非线性动力学研究. 中国生物医学工程学报, 2000, 19(4): 397-403,367
  44. 朱宗涵. 医学科学和系统复杂性研究. 系统仿真学报, 2002, 14(11):1425-1428
  45. 黄文虎, 陈滨, 王照林. 一般力学(动力学、振动与控制)最新进展. 北京: 科学出版社, 1994
  46. Eckmann J P, Kamphorts S Oliffson. Liapunov exponents from time series. *Physical Review A*, 1986, 34: 4971-4979.
  47. Wolf A, Swift J B, Swinney H L, et al. Determining Lyapunov exponents from a time series . *Physica D*, 1985, 16, 205-217
  48. B B 曼德波罗特. 分形对象—形、机遇与维数. 北京: 世界图书出版公司, 1999
  49. Packard N H, Grutchfield J P, Farmer J D, et al. Geometry from a time series. *Phys Rev Lett*, 1980, 45 (9): 712-716
  50. Sagdeev R Z. *Nonlinear Physics* . London: Harword Academic Publishers, 1988.
  51. Takens F. Detecting strange attractors in turbulence. *Lecture Notes in Mathematics, Dynamical Systems and Turbulence* , 1981, 898: 365-381.
  52. Cao, L. Practical method for determining the minimum embedding dimension of a scalar time series. *Physica D*, 1997, 110: 43-50
  53. Choi Kyoung ho, Kim Do Young, Jung Sung Jae, Kim Il hwan. A recording of the Radial pulse wave system using photoplethysmogram. SICE Annual Conference 2005 in Okayama, Okayama Japan, 8-10, Aug. 2005, WP2-11-2
  54. Franklin S S, Khan S A, Wong N D, et al. Is pulse pressure useful in predicting risk for coronary heart disease. *The Framingham Heart Study Circulation*, 1999, 100: 354-360.
  55. Meaume S, Rudnichi A, Lynch A, et al. Aortic pulse wave velocity as a marker of cardiovascular disease in subjects over 70 years old, *J Hypertens*, 2001, 19: 871-877.
  56. 张维忠, 丁跃有, 邱慧丽. 氟伐他汀改善高血压患者脉压和动脉弹性临床研究. *高血压杂志*, 2003, 11: 511-514
  57. Ai Ke Qiao, You Jun Liu, Shi Gui Wu, Xiao Yang Li. Nonlinear Motion Equations of Curved Blood Vessel. The 6th international conference on biomedical engineering and rehabilitation engineering. Guilin, China, 2002, 138-139
  58. Chiai R, et al. Mechanism affecting relationship between pulse wave transit time and blood pressure in isoflurane anesthetized dog. *Anesthesia & Analgesia*, 1998, 86: 222
  59. Chiu C C, Yeh S J, Liu Y L, Liao B Y. Nonlinear dynamic analysis of blood pressure variability in diabetics with autonomic neuropathy using approximate entropy, *Clinical Autonomic Research*, 2004, 14(5): 343
  60. Navakatikyan M A, Barrett C J, Head G A, Ricketts J H, Malpas S C. A real-time algorithm for the quantification of blood pressure waveforms. *IEEE Trans on Biomedical Engineering*, 2002, 49(7): 662-669
  61. Yeh S J, Chiu C C, Tu E Y, Kuo J S. Effects of autonomic neuropathy on dynamic regulation of middle cerebral artery blood flow velocity in diabetes mellitus. *Journal of Cerebral Blood Flow and Metabolism*, 2001, 21: 199
  62. 倪永斌, 张维忠, 王宏宇, 等. 高血压病脉搏波速度与脉压关系的研究. *中华心血管病杂志*, 2003, 31: 257-259
  63. Tsonis A, Elsener J. Nonlinear prediction as a way of distinguishing chaos from random fractal sequences. *Nature*, 1992, 358: 217
  64. Khadra L M, Maayah T J, Dickhaus H. Detecting chaos in HRV signals in human cardiac

- transplant recipients. *Computers and Biomedical Research*, 1997, 30(3): 188-199
65. Pincus S M. Approximate entropy as a measure of system complexity. *Proc Nat Acad Sci USA*, 1991, 88: 2297-2301
  66. Pincus S M. Approximate entropy (ApEn) as a complexity measure. *Chaos*, 1995, 5(1): 110-117
  67. 秦前清, 杨宗凯. 实用小波分析. 西安:西安电子科技大学出版社, 1992
  68. 张丽琼, 干炳和. 基于小波变换的人体脉搏信号去噪处理. *陕西师范大学学报(自然科学版)*, 2004, 32 (6): 84-86
  69. 孙琰. 基于小波变换的图像边缘检测技术. 西安: 西北工业大学硕士论文, 2004: 44-46
  70. Chuang-Chien Chiua,\*, Shouu-Jeng Yehb, Ching-Hsiu Chena. Self-organizing arterial pressure pulse classification using neural networks: theoretical considerations and clinical applicability. *Computers in Biology and Medicine*, 2000, 30: 71-88
  71. Yu Y C, Yeh S J, Chiu C C. Analysis of autonomic nervous system by applying artificial neural network to categorize pulse signals from Finapres. *Clinical Autonomic Research*, 1996, 5: 295
  72. 柳兆荣, 李惜惜. 桡动力压力波随生理参数的变化. *力学学报*, 1982(3): 244-250
  73. 李冰星,宋文锋. 中医脉诊研究思考. *中国中医基础医学杂志*,1998,4(6): 20-22
  74. Meaume S, Rudnichi A, Lynch A, et al. Aortic pulse wave velocity as a marker of cardiovascular disease in subjects over 70 years old. *J Hypertens*, 2001, 19: 871-877
  75. 王宏宇. 动脉僵硬度和脉搏波速度的临床应用. 人民军医出版社, 2005
  76. Okogbba,O.. On the investigation on the neurophysiologic correlates of knowledge worker mental fatigue using the EEG signals. *Applied Agronomics*. 1994,25(6):355-365
  77. Brookhuis K A, Waard D D. The use of physiological to assess drivers status. *Ergonomics*. 1993, 36(9): 1099-1110
  78. Fatima Rodrigues de Paula, Josep Valls Sole. Patterned electromyography activity to stand movement. *Clinical Neurophysiology*. 1999: 1633-1640
  79. 陶波. 利用脉搏波波形特征参数变化诊断动脉硬化的研究. 西安: 西安交通大学硕士学位论文, 2002
  80. 罗志昌, 张松, 杨文鸣, 杨子彬. 脉搏波波形特征信息的研究, *北京工业大学学报*, 1996, 22(1): 71-79
  81. 柳兆荣, 黄林, 李惜惜. 关于人体平均血压的估算, *中国生物医学工程学报*, 1986, 5(2): 89-96
  82. 张开滋. 心电信息学. 北京: 科学技术文献出版社, 1998.
  83. Akserirod S, Gordon D, Ubel F A, et al. Power spectrum analysis of autonomic function: a quantitative probe of beat cardiovascular control [J], *Science*, 1981, 213: 220-222
  84. 陈张玮, 李玉和, 李庆祥, 王亮, 段瑞玲. 光电探测器前级放大电路设计与研究. *电测与仪表*, 2005; 42(6): 32-34
  85. 刘彬, 张秋婵. 光电检测前置放大电路的设计. *燕山大学学报*, 2003; 27(3): 193-196
  86. 戴君伟, 王博亮. 光电脉搏传感器的研制和噪声分析. *现代电子技术*, 2006; (2): 78-80, 90
  87. 曹顺, 张战胜, 李元, 李玉琴. 光电脉搏测试系统的研制与开发. *沈阳化工学院学报*, 2004, 18(3): 216-219
  88. Ramsey M W, Stewart W R, Jones C J H. Real-time measurement of pulse wave velocity from arterial pressure waveforms. *Medical& Biological Engineering & Computing*, 1995, 29(4): 631-645
  89. 陆英北. 基于小波变换的心电信号基线矫正方法. *北京生物医学工程*, 2000, 19(4): 235-241

- 
90. 李安, 李东. 小波分析法在心电信号数字滤波中的应用. 计算机仿真 2001, 18(6): 70-73, 63
  91. 胡吕华, 张军波, 等. 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
  92. Masahiko Yamada, Tomoko Yamashita, Yasutomo Oda, et al. Nonlinear measures of heart beat intervals differ in female patients with chest pain. *Nonlinear Analysis: Real World Applications*, 2005, 6(1): 175-185
  93. Unser M, Aldroubi A. A review of wavelets in biomedical applications. *Proceedings of the IEEE*, 1996, 84(4): 626-638
  94. 杨福生, 吕扬生. 生物医学信号的处理和识别. 天津, 天津科技翻译出版公司, 1997
  95. 李艳红, 韩清鹏. 基于小波变换的脉搏信号去噪处理与特征点提取, 2006, (已投)
  96. Mallat S G. A theory for multi-resolution signal decomposition: The wavelet representation. *IEEE Trans on PAM I*, 1989, 11(7): 674-693
  97. 庄泽澄. 中医诊断学. 北京: 科学出版社, 1999
  98. 陈运贞. 检测心脏植物神经活性的定量方法-心率功率谱分析. *中华心血管病杂志*, 1992, 20(2): 101
  99. 王炳和. 脉搏系统建模与脉象信息分析的研究进展. *生物医学工程学杂志*, 2002, 19(2): 329-333
  100. Burr R L, Cowan M J. Auto-regressive spectral models of heart rate variability. *J Electrocardiol*, 1992, 10(2): 152
  101. Abarhanel Henry D I. Prediction on chaotic nonlinear systems: Methods for time series with broadband Fourier spectra. *Phys Rev A*, 1990, 41: 1782-1807
  102. 何正嘉等著. 机械设备非平稳信号的故障诊断原理及应用. 北京: 高等教育出版社. 2001
  103. 王黎, 等. 利用 EEG 信号的小波包变换实现对人体精神状态的量化评价. *中国医学理论与实践*, 2004, 14(11): 1580-1585
  104. Sayers B M. Analysis of heart rate variability. *Ergonomics*, 1973, 16: 17-32
  105. Babloyantz A, Destexhe A. Is the normal heart a periodic oscillator?. *Biol Cybern*, 1988, 58: 203
  106. Goldberger A. Fractal mechanisms in electrophysiology of the heart. *IEEE Med Biol*, 1992, 47-52
  107. Nakamura Y, Yamamoto Y, Muraoka L, et al. Autonomic control of heart rate during physical exercise and fractal dimension of heart rate variability. *J Appl Physiol*, 1993, 74: 875-881
  108. Bulter G C, Yamamoto Y, Xing H C, et al. Heart rate variability and fractal dimension during orthostatic challenges. *Appl Physiol*, 1993, 75(6): 2602-2612
  109. Garde S, Regalado M G. Nonlinear dynamics of heart rate variability in cocaine-exposed neonates during sleep. *Am J Physiol Heart Circ Physiol*, 2001, 280: 2920
  110. Grassberger P, Procaccia I. Measuring the strangeness of strange attractors. *Phys D*, 1983, 9: 189
  111. Theiler J, et al. Testing for nonlinearity in time series: The method of surrogate data. *Phys D*, 1992, 58: 77
  112. Casdagil M. Nonlinear prediction of chaotic time series. *Phys D*, 1989, 35: 335
  113. Goldberger A L, Bhargava V, West B J, et al. On a mechanism of cardiac electrical stability: The fractal hypothesis. *Biophys J*, 1985(48): 525-528
  114. Kantz H. A robust method to estimate the maximal Lyapunov exponent of a time series. *Phys Lett A*, 1994, 185: 77-87

- 
115. Lempel A, Ziv J. On the complexity of finite sequences. *IEEE Trans Info Theory*, 1976, 22(1): 75-81
116. 缪鸿石. 康复医学理论与实践. 上海: 科技出版社, 2000
117. 纪桂英, 武留信, 景百胜, 王露今, 王玲, 于立身. 立位耐力不良飞行员模拟飞行中心心理生理反应与心率变异性分析. *中华航空航天医学杂志*, 1998, 9(2): 113-116
118. 黄斌, 蒋祖华, 严隽琪. 汽车座椅动态舒适性的研究综述. *汽车科技*, 2001, 6: 13-16
119. <http://www.physionet.xjtu.edu.cn/>

---

# 攻读博士学位期间取得的科研成果

## 一、发表的论文

1. Qingpeng Han, Li Wang, Ping Wang. Synthesized Quantitative Assessment of Human Mental Fatigues with EEG and HRV, SPIE Vol. 5968 (ICMIT05) [EI, ISTP 收录] (国际会议, 第一作者)
2. Han Qingpeng, Wang Ping. Some nonlinear parameters of PP intervals of pulse main peaks, Zhejiang University Science B (accept) (EI 源期刊, 第一作者)
3. 韩清鹏, 王平. 人体 HRV 信号的检测及其最大李雅普诺夫指数估算, 动力学与控制学报, 2006, 4(3): 183-188 (第一作者)
4. 韩清鹏, 王平. 分形维数和近似熵用于度量信号复杂性的比较研究, 生物医学工程学杂志, 录用 (第一作者)
5. 韩清鹏, 王平. 疲劳状态下的 EEG 信号阿尔发波的李氏指数的估算, 江南大学学报, 2006, 5(5): 627-630 (第一作者)
6. 韩清鹏、王平. 基于代替数据法的脉搏主波间期的混沌识别. 2007 中国生物医学工程联合学术年会 (CBME'07) (第一作者)
7. Li Wang, Q. Han, Wavelet package frequency-band energy ratios of human EEG signals in sleeping, SPIE Vol. 5968 (ICMIT05), 2005 [EI, ISTP 收录] (国际会议, 第二作者)
8. 李艳红, 韩清鹏. 基于小波变换的脉搏信号去噪处理与特征点提取, 生物医学工程学杂志, 录用 (第二作者)
9. 沙娜、韩清鹏. 便携式连续记录脉搏检测装置, 生物医学工程学杂志, 录用 (第二作者)

## 二、参加编写的著作和申请的国家专利等成果:

1. 参加编写“现代生物医学传感技术”著作的编写, 2003 年第一版.

---

## 致 谢

本文是在导师王平教授的悉心指导下完成的。感谢王老师在我读书期间给予的谆谆教导和热情帮助。无论是在学习以及论文完成过程中还是在工作生活中，王老师都给予了详细的指导和帮助。导师严谨求实的治学态度和不断创新、进取的工作作风深深地鞭策和影响着我。导师的亲切教导和严谨的学风，将使学生受益终身，在此作者向导师王老师致以最诚挚的谢意！

在攻读博士学位期间得到了浙江大学许多老师的帮助，李蓉老师在生活及工作中的认真态度使得我明白工作学习中一定要勤勤恳恳、兢兢业业，在这里再次感谢李老师的多年来的关心和帮助。感谢叶学松老师朋友般的热情，叶老师的治学态度以及工作激情深深感染了我，在此向叶老师致以敬意。

在完成博士论文期间还得到了我的工作单位扬州大学的许多老师同学的帮助。其中封克教授、钱晓晴教授、朴哲老师、王小治老师在生活工作中给予了许多的关心，并在课题论文以及算法完成中有许多的帮助，提出了许多宝贵建议。感谢沙娜同学、李艳红同学在实验工艺仪器设计中给予的各种帮助，在此一并感谢他们的无私帮助。

在读期间和诸多浙江大学的同学结交下了深厚的友谊，无论是同学杨成忠、邓茂林、曹健、余学功、章恩明等还是本实验室的徐良、吴一聪、余皓、贺慧琦、方昉、刘大龙、门洪、徐莹、蔡华、刘清君等等众多的同学，不仅仅是这些同学的优秀品质，更多的是大家身上的热情让我体会到的友情，在此深深感谢他们。

西子湖畔，求是园内留下了许多值得回忆和感激的事和人，在这里再次向他们致以深深的谢意。

最后谨以此文献给我的家人，并对他们致以最深情的祝福！

韩清鹏

2007年4月28日