

杭州电子科技大学

硕士学位论文

题目:皮层脑电分析方法及其
在大脑意识活跃状态评价中的应用研究

研究生 赵磊

专业 模式识别与智能系统

指导教师 范影乐 教授

完成日期 2012 年 12 月

杭州电子科技大学

学位论文原创性声明和使用授权说明

原创性声明

本人郑重声明： 所呈交的学位论文，是本人在导师的指导下，独立进行研究工作所取得的成果。除文中已经注明引用的内容外，本论文不含任何其他个人或集体已经发表或撰写过的作品或成果。对本文的研究做出重要贡献的个人和集体，均已在文中以明确方式标明。

申请学位论文与资料若有不实之处，本人承担一切相关责任。

论文作者签名： 日期： 年 月 日

学位论文使用授权说明

本人完全了解杭州电子科技大学关于保留和使用学位论文的规定，即：研究生在校攻读学位期间论文工作的知识产权单位属杭州电子科技大学。本人保证毕业离校后，发表论文或使用论文工作成果时署单位名称仍然为杭州电子科技大学。学校有权保留送交论文的复印件，允许查阅和借阅论文；学校可以公布论文的全部或部分内容，可以允许采用影印、缩印或其它复制手段保存论文。（保密论文在解密后遵守此规定）

论文作者签名： 日期： 年 月 日

指导教师签名： 日期： 年 月 日

杭州电子科技大学硕士学位论文

皮层脑电分析方法及其
在大脑意识活跃状态评价中的应用研究

研 究 生： 赵 磊

指导教师： 范影乐 教授

2012 年 12 月

Dissertation Submitted to Hangzhou Dianzi University

for the Degree of Master

**The Research on Cortical EEG Analysis
Method and its Application in Brain
Consciousness Active State Evaluation**

Candidate: Zhao Lei

Supervisor: Prof. Fan Yingle

December, 2012

摘 要

皮层脑电信号是神经信息学研究的重要手段之一，它能够反映因大脑群体神经元脉冲发放而引起的头皮处电位波动，因此蕴含着丰富的脑功能信息，被广泛应用于脑-机接口中。由于脑-机接口主要目的在于提供足够多的开关量去驱动控制装置，在实际应用中通常会选择那些具有较好模式分类性能的脑电范式。而本文针对基于脑电的大脑意识活跃状态评估应用，包括酒精中毒程度、意识障碍患者大脑意识状态、生理性精神疲劳等评估问题，将对皮层脑电信号的特征提取以及模式识别展开研究，最终实现客观真实地评估大脑的工作状态。因此与脑-机接口应用相比，大脑意识活跃状态评估将对皮层脑电信号处理和分析方法提出更高的要求。

考虑到脑电信号的非线性和非平稳性，在大脑意识活跃状态评估应用中，本文首先分别引入了非线性动力学中的复杂度分析方法以及具有时频特性的 Hilbert-Huang 变换方法。由于传统复杂度粗粒化算法注重于皮层脑电信号的绝对幅值，而丢失了更为重要的波动性，因此本文提出了一种新的差值二值化思路，在复杂性计算时将突出皮层脑电信号的瞬变特性。另外针对 Hilbert-Huang 边际谱算法中加窗过程中的主观性和不确定性，本文提出了一种新的多尺度分析思路，以实现多窗口参数情况下的脑电特征融合。论文主要工作如下：

- (1) 在基于皮层脑电信号特征提取的酗酒状态评估中，提出引入复杂度分析方法，以符号动力学来描述皮层脑电信号的非线性特性。以两幅图片差异性识别的实验为例，结果表明：酗酒者在执行识别任务时，皮层脑电的复杂度曲线上升沿的出现时间略迟于非酗酒者，说明酗酒者的意识反应速度较慢；而且从复杂度曲线的整体特性来看，酗酒者脑电复杂度低于非酗酒者，说明酗酒者的大脑意识活跃程度较弱；另外从皮层脑电对应的采集电极来看，O1、O2、C3、C4 电极信号具有较高的区分度，其中应用本文复杂度分析方法对 O1 电极采样数据进行特征提取并分类，与临床诊断结果的吻合率达到 87%。研究结果将为慢性酒精中毒诊断提出了新的客观辅助诊断依据，同时验证了复杂度分析方法在大脑意识状态特征提取中的有效性。
- (2) 提出了一种基于差值二值化的皮层脑电信号粗粒化方法，弥补了传统复杂度粗粒化方法对于信号局部波动特征丢失的缺陷。分别结合 KC 和 C1C2 复杂度分析方法，将新的信号符号序列生成机制应用于基于皮层脑电信号的意识障碍患者状态评估，结果表明：与传统的均值和中值粗粒化方法相比，基于差值二值化的 KC 复杂度分析方法所提取的特征更具区分度；意识障碍患者的意识活跃状态区分效果上 KC 复杂度算法要优于 C1C2 复杂度；在受到唤名刺激时，部分意识障碍患者复杂度曲线波动幅度明显大于安静状态水平，表明其大脑在受刺激时意识活跃程度高于安静状态，此特征可作

为意识障碍患者能够接受外界刺激并产生意识反馈的判断依据,将为意识障碍患者的诊断及治疗方案的选择提出新的客观判断标准。

- (3) 提出了基于多尺度分析的皮层脑电 Hilbert-Huang 特征提取方法,克服了边际谱计算时窗宽确定的主观性,实现了多窗口下的时频特征融合。并以生理性精神疲劳评估为例展开研究,结果表明皮层脑电信号的时频特征信息在不同观察尺度下具有差异性,不合适的观察尺度难以捕捉有效特征。本文所提出的多尺度分析方法在提取精神疲劳相关的脑电特征时,将各尺度脑电边际谱中各频段能量特征组成特征向量,并利用具有自适应性的支持向量机进行学习和分类,取得了较好的分类效果,分类准确率达 87.5%。新方法所提取的特征更加充分利用了皮层脑电信号中所包含的时频信息。

关键字: EEG, 差值重构, 多尺度, 复杂度, Hilbert-Huang 变换

ABSTRACT

Cortical EEG is an important research object in neuroinformatics field. It reflects the scalp potential fluctuations caused by impulses of neuron groups, and contains a wealth of brain function information. With these characteristic, cortical EEG is widely used in brain-computer interface (BCI) applications. According to the requirement of the BCI development, only the EEG paradigms that has distinctive feature and can be easily classified were chosen to study. This paper studied the relationship between EEG and brain working state, such as the consciousness state of vegetative, the mental fatigue level, the alcohol poisoning degree, and finally found out objective evaluative criterias for abovementioned classifications. Compared with EEG research in BCI, the research on consciousness state assessment called for higher requirements for the signal process and analysis methods.

Since EEG is typical nonlinear and non-stationary signal, the complexity anlysis method of nonlinear dynamics and the Hilbert-Huang transform which can extract time-frequency feature from such kind signal were introduced. In the traditional EEG analysis based on complexity, the absolute amplitude characteristic was paid a majority of attention, but the more important characteristic of volatility in EEG was lost in the coarse-graining process. To overcome this flaw, this paper presented a new coarse-graining method, the deviation-based binaryzation (DB), which could highlight the transient volatility characteristics of the cortical EEG in complexity calculation. In addition, in order to overcome the defect of subjectivity and uncertainty in the windowing process in traditional marginal spectrum algorithm, multi-scale analysis method which could achieve EEG feature under different window parameters was provided.

(1) The complexity anlysis method was introduced into alcoholism state assessment to describe the nonlinear characteristics of cortical EEG. Take the picture identify experiment for example, the results showed that: the rising edge of cortical EEG complexity of alcoholics appeared later than then control group when the subjects were doing recognition task, which implicated that the reaction speed of those alcoholics was slower; focusing on the overall characteristics of the complexity curve, this paper found out that alcoholics had a lower EEG complexity degree than non-alcoholics; In addition, in the electrodes view, signals collected from O1, O2, C3, C4 electrode showed higher distinction degrees. By applying complexity analysis method provided in this paper to extract feature from signals collected from O1, the consistent rate between clinical findings and the classification result reached 87%. This result provided new objective auxiliary criteria for alcoholism diagnosis, and the validity of the complexity analysis methods in the feature extraction

of consciousness state was proved by the mean time.

(2) A new coarse-graining method based on deviation-based binaryzation (DB) was provided in this paper, which was capable of extracting the local fluctuation characteristics in the signal which were lost in the traditional coarse-grained process. Combined with KC and C1C2 complexity analysis, the new signal symbol sequence generation mechanism was used in the research on consciousness state assessment of consciousness disorder patients. The results showed that: compared with traditional coarse-graining method, such as median binaryzation and mean binaryzation, the feature extracted by the KC complexity based on DB had higher distinction degrees; in the consciousness state classification, the distinguish effect of KC complexity was better than C1C2 complexity; when the consciousness disorder patients were being stimulated by name calling, part of the fluctuations of the complexity curve were significantly greater than the resting state level, which implicated that when those patients were being stimulating, their brains had a higher consciousness activity level than they were resting. This characteristic could be a judgment criterion to prove the consciousness disorder patient can accept external stimuli and generate awareness feedback. This can be used in the diagnosis of patients with disturbance of consciousness as an objective criterion.

(3) The cortical EEG feature extraction method based on the combination of Hilbert-Huang transform and multi-scale analysis was presented in this paper, which was capable of overcoming the subjectivity of window length setting in the calculation of marginal spectrum and achieving the time-frequency feature fusion under different window length. The physiological mental fatigue assessment research was conducted, and the results of experiments showed that: there were distinctions in the time-frequency characteristics extracted under different observation scale, and inappropriate observation scale was difficult to capture effective features. The multi-scale feature extraction method provided in this paper had better classification results in the mental fatigue assessment than the single-scale based method and the classification accuracy of 87.5% was obtained, due to use the feature eigenvectors comprised by energy of each rhythm under multi-scale windowing process, and use support vector machines method to self-adaptive learning and classification. The feature extracted by the new method used the time-frequency information contained in the cortical EEG signals more fully.

Key word: EEG, deviation-based binaryzation, multi-scale, complexity, Hilbert-Huang transform

目 录

摘 要.....	I
ABSTRACT.....	III
目 录.....	V
第 1 章 绪论.....	7
1.1 研究背景及意义.....	7
1.2 皮层脑电信号及其研究概述.....	8
1.2.1 皮层脑电信号概述.....	8
1.2.2 皮层脑电信号处理算法研究.....	10
1.2.3 皮层脑电信号应用研究.....	12
1.3 本文研究内容.....	15
1.4 论文结构.....	16
第 2 章 脑电信号及其分析方法.....	17
2.1 功率谱估计.....	17
2.2 小波变换.....	18
2.3 时频分析方法.....	18
2.3.1 时频方法的发展.....	18
2.3.2 Winger-Ville 分布.....	19
2.3.3 Hilbert–Huang 变换.....	20
2.4 复杂度.....	23
2.4.1 KC 复杂度.....	23
2.4.2 C1C2 复杂度.....	24
2.5 小结.....	25
第 3 章 基于 EEG 复杂度的酗酒影响研究.....	26
3.1 引言.....	26
3.2 数据来源.....	27
3.3 数据分析.....	27
3.3.1 视觉刺激脑电复杂度分析.....	27
3.3.2 不同组受试者在视觉刺激下脑电复杂度分析.....	29
3.3.3 相同图片刺激下脑电复杂度分析.....	30
3.3.4 不同图片刺激下脑电复杂度分析.....	31
3.4 小结.....	32

第 4 章 基于 EEG 差值二值化的意识障碍患者分类研究.....	33
4.1 引言.....	33
4.2 粗粒化方法.....	33
4.3 脑电采集及分析.....	35
4.3.1 脑电采集.....	35
4.3.2 数据处理.....	35
4.4 小结.....	40
第 5 章 基于 EEG 多尺度边际谱分析的精神疲劳研究.....	41
5.1 引言.....	41
5.2 多尺度 HHT 分析方法	42
5.3 实验设计及脑电采集.....	44
5.4 实验结果及讨论.....	45
5.4.1 脑电信号时频信息提取.....	45
5.4.2 固定窗宽边际谱特性分析.....	48
5.4.2 多尺度际谱特性分析.....	49
5.5 小结.....	51
致谢.....	54
参考文献.....	55
附录.....	错误!未定义书签。

第 1 章 绪论

1.1 研究背景及意义

神经元是神经系统中信息处理和传递的基本单位,当它在突触处接收到阈上脉冲信号后,其细胞膜上的Na离子和K离子等通道会产生闭合现象,由此将引起神经元膜内外的微伏级电势差,表现为动作电位的持续发放。越来越多的神经电生理实验证实,动作电位序列编码中不仅蕴含着生物体维持呼吸、运动、睡眠以及感觉等生理功能所必需的传感以及闭环控制机理,而且与想象运动、思维意识以及精神疾病等心理或精神状态密切相关^{[1][2]}。但由于神经元动作电位需要多通道植入式电极通过大脑创伤的方式来获取^[3],因此其实际应用不可避免地会受到限制。大量神经元活动所产生的电位变化可通过大脑传递到头皮,形成皮层脑电信号。皮层脑电信号在采集时只需在头皮上放置电极即可,与植入式脑电采集方式相比,皮层脑电采集过程具有无创、易于实施等优点,更加符合临床辅助诊断及脑-机接口(brain-computer interface, BCI)应用的需要。

目前以脑-机接口为代表的皮层脑电应用研究,受到越来越多的关注。国际上已进行了四届脑-机接口大赛,主要采取脑电数据离线分析方式,根据竞赛者在网站上提交的脑电信号模式分类结果来进行评判。国内在国家自然科学基金委员会重大研究计划“视听觉信息的认知计算”的支持下,也于2010年11月在清华大学举行了首届脑-机接口竞赛,组织者分别设计了开关量控制、字符输入以及自行车控制等三种不同的比赛场合,要求参赛者实时采集脑电,通过分析处理算法在线驱动各种真实或虚拟的控制装置。因此与前者相比,更具挑战性和实用性。

由于皮层脑电信号能够反映神经信息编码过程的群体神经元电活动,因此其与大脑意识状态,尤其是神经系统的健康状况密切相关^[4-6]。在基于皮层脑电的脑-机接口应用中,只要能对控制装置实现有效的驱动,参赛者完全可以自行设计不同的脑电范式。例如控制小车的运动方向,可以采取左右手想象运动的脑电范式,也可以采取基于视觉诱发的脑电范式。而在基于皮层脑电的大脑意识状态和健康状况评估应用中,显然无法采取这种主动设计的方法,研究者必须针对不同大脑思维意识状态或健康状况下的皮层脑电,利用各种分析处理方法来实现给定评价指标下的最优模式分类。从这个意义上讲,基于皮层脑电的大脑意识状态和健康状况评估,具有更大的研究难度和研究意义。

正如前述,皮层脑电信号中所蕴含的神经系统健康状态信息对医学研究、医疗诊断以及康复治疗方案设计有着重要意义^[7]。与脑-机接口应用相比,目前基于皮层脑电的大脑意识状态和健康状况评估研究,仍处于探索阶段。具体的研究包括酗酒程度的客观评价、意识障碍患者康复治疗的疗效评估,生理性精神疲劳的分级和预警等。例如酗酒患者,其神经系统在长期受到酒精影响后产生不可逆病变,最终危害生理、心理健康。目前预防与诊断措施多通过对患者行为特征、身体不良反应等对酒精中毒程度进行判断,误诊率较高,并且在轻度酒

精中毒时很难做到及时诊断。部分医院采取CT, fMRI等设备获取大脑生理信息^{[8][9]}, 以辅助诊断, 但对于慢性酒精中毒程度不深的患者的诊断效果尚不理想, 难以达到预防效果。提取皮层脑电中与酒精中毒有关的信息辅助该类疾病诊断能够提高诊断的准确率, 并改善诊断的及时性。目前在上述应用研究中, 通常采取皮层脑电信号的功率谱等常规特征, 通过对特定频率成分波形的分析, 来刻画大脑的意识状态和健康状况^[10]。而以傅里叶变换为基础的功率谱分析, 其实属于一种对线性信号的分析方法, 算法上并不适合具有非平稳性和非线性特性的皮层脑电信号。因此对大脑意识状态或健康状况的皮层脑电特征提取及模式分类算法展开研究, 具有较好的研究意义, 一方面具有大量潜在的应用需求, 另一方面能够提出皮层脑电特征提取及模式分类的新思路。

1.2 皮层脑电信号及其研究概述

1.2.1 皮层脑电信号概述

大脑神经系统主要由神经元及胶质细胞组成, 其中神经元负责大脑信息处理功能。如图 1.1 所示, 神经元可分为胞体和突起两部分, 其中突起又分为轴突和树突。神经元是神经系统中信息处理的最基本单元, 在信息处理过程中, 由兴奋度较高的轴突部分产生包含生物信息的动作电位发出信号, 之后由其他神经元的树突部分接受该信号。大量研究表明, 动物大脑的思维意识与神经元动作电位密不可分。脑电信号是大脑内部大量神经元放电活动在头皮处的矢量叠加, 是神经元动作电位信息在人体外的具体表现。因此, 脑电信号中包含了大量的神经意识状态信息以及大脑本身的健康状态信息。

脑电信号的提出主要是受到了心电信号的启发。在低频、振幅大、易于采集和分析的心电信号在医学领域取得重要突破的前提下, 德国科学家 H.Berger 于 1924 年开始了对脑电信号的记录及研究。

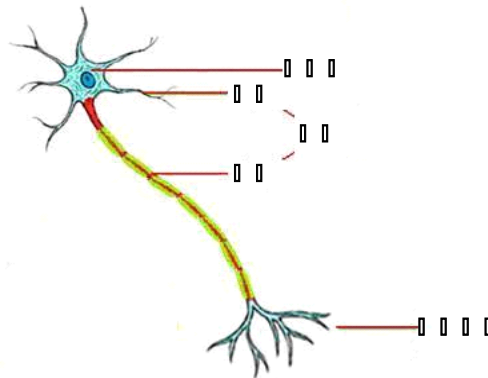


图 1.1 神经元细胞结构图

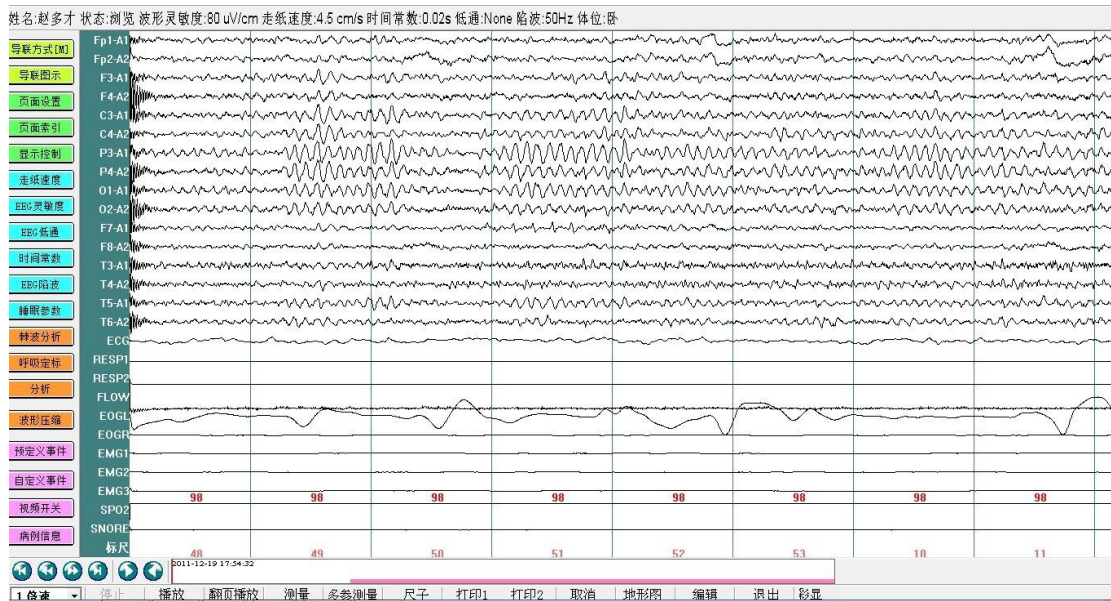
如图 1.2 所示, 本文实验研究中脑电信号采集系统主要包括三部分: 信号采集器、放大器以及记录软件。采集时, 系统通过图 1.2(a)脑电帽中通过导电膏与头皮相连的电极采集头皮处的脑电信号, 通过图 1.2(b)所示的放大器对脑电信号进行放大, 并应用如图 1.2(c)所示的脑电记录软件将脑电信号记录到电脑中。因为神经系统电信号到达头皮需经过头皮、头骨等组织, 皮层脑电信号较为微弱, 一般为微伏级, 因此需要对电压敏感性高的电极以及高倍的放大器。目前较为常用的有 Au 电极、Ag 电极、AgCl 电极。



(a) 本文实验脑电采集及脑电帽



(b) 脑电信号放大器



(c) 脑电采集器软件系统示意图

图 1.2 本文实验所使用的脑电信号采集软硬件系统

研究表明，大脑不同区域处理不同的生理信息。目前人们大致将大脑分为语言区、听觉区、味觉区等 13 个大区。基于此，根据各区域分布位置，产生了如图 1.3 所示的国际电极位置标准。在脑电研究中，学者们一方面基于前人的研究结果，探索各意识活动、疾病等在各相应大脑功能区处的脑电反映；另一方面，对于各区域详细功能，以及各功能区之间的相互促进和抑制关系，也在进一步探索中。大脑功能区划分的研究对脑电信息特征提取中电极选择工作具有指导意义。

脑电信号非常微弱，一般采集到的脑电信号幅值在 $50\mu\text{V}$ 至 $100\mu\text{V}$ 。其信号来源为大脑皮层神经细胞放电活动，在经过头骨、头皮、组织液后到达头皮的采集仪器电极，使原本微弱的生物电信号混有很强的噪声。噪声的来源很多，主要有 50Hz 的工频干扰、眼电干扰、面部生物电信号等，因此脑电的去噪及去同步干扰是脑电分析的重要基础。在临床应用及实验研究中，脑电信号根据其频率特性可分为四个波段： δ 波($0.5\sim 3\text{Hz}$)、 θ 波($4\sim 7\text{Hz}$)、 α 波($8\sim 13\text{Hz}$)、 β 波($14\sim 30\text{Hz}$)。其中：

(1) δ 波段：该波段的表现多与睡眠、麻醉等情况有关，在婴儿时期该频段表现也较明显。

- (2) θ 波段：该波段与中枢神经关联性较大，另外在与思维状态、抑郁症等相关的研究中也多有涉及。
- (3) α 波段：该波段在头部任何区域都有出现，其与视觉活动息息相关。另外，在区分左右手想象运动、心算等意识任务的频域脑电分析也多与 α 波段有关。
- (4) β 波段：该波段属于快波波段。研究中发现， β 波多与视觉刺激、听觉刺激有关，在一定程度上能够反映人的精神亢奋状态。

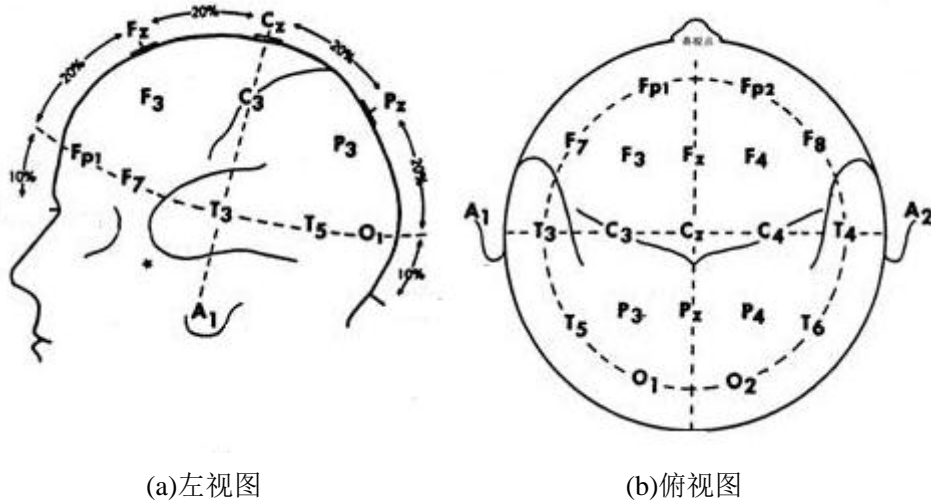


图 1.3 国际 10-20 系统的电极位置示意图

研究中，根据产生原理，脑电信号可分为自发脑电和诱发脑电。自发脑电是大脑在平静状态下，由脑神经细胞自身节律性产生的动作电位所形成的脑电信号。该类脑电信号能够良好的反映人的思维活跃状态、精神疲劳程度以及大脑健康状态。目前大部分针对癫痫、睡眠分期、脑组织受创检测的研究普遍选用的都是自发脑电^[11]。另外，自发脑电也被应用于大脑意识区分，如对左右手想象运动的区分，对心算、打腹稿、三维图形想象等脑意识任务区分。诱发脑电根据刺激的不同，主要分为视觉诱发脑电、听觉诱发脑电、体感诱发脑电等。诱发脑电最为明显的特征为：其反映大脑对刺激响应信息的脑电特征在时间上与刺激出现的时间联系极为紧密，具有较为固定的延迟。针对诱发脑电的研究多是以揭示大脑意识活动与大脑对特定“刺激”的响应之间的关系为目的。

脑电信号是神经系统内部放电现象在头皮处的生理电信号表现。神经系统工作原理较为复杂，对于不同外界的刺激，神经系统会根据以往经验以及当前的状态对刺激做出不同反馈。其工作机制使得脑电信号呈现出典型的非线性特点。而在整体的神经系统中，各不同的功能区同时对不同的刺激做出反馈，并且功能区之间又存在着复杂的促进、抑制等关系，使得脑电信号具有了随机性的特点。脑电信号的复杂特性使得其信息很难通过其信号波形、频率等因子直接提取。

1.2.2 皮层脑电信号处理算法研究

皮层脑电信号是神经元电信号经头骨和头皮之后被机器采集到的，一个采集电极所采集到的信号为神经系统电生理活动以及内外噪声干扰的复合，因此，皮层脑电信号具有较高的

信噪比,并且具有明显的非线性、非稳态特点。这使得脑电信号的分析较为困难。针对脑电的这些特点,目前在脑电信号去噪和分析中通常用到的方法通常分为时域分析法、频域分析法、时频结合分析以及非线性动力学分析方法。

(1) 时域分析方法:时域分析方法主要关注脑电信号的几何特征,直观性强,具有明确的物理意义,是脑电分析发展初期所使用的分析方法。所涉及的几何特征包括均值、方差、偏歪度、波形、峰值等^{[12][13]}。一些脑电信息在时域上有较为明确的特征,如反映癫痫病信息的棘慢波、反映睡眠脑电信息的梭形波等。时域分析法主要包括:过零点分析、直方图分析、相关性分析等,以达到峰值检测、波形识别和信号特征统计的目的。时域分析法在一定程度上属于统计类方法,但由于脑电信息本身高信噪比、随机性强的特点,使其在提取脑电信号特征中受到了较大约束,难以真正表达瞬变信号的动态特征。

(2) 频域分析方法:主要有傅里叶变换、短时傅里叶变换及小波变换等。该类方法主要通过观察脑电波功率谱分布等特征,对脑电信号进行分析。该类方法在脑-机接口、思维分析等研究中得到了广泛应用^{[14][15]},然而由于脑电信号复杂的特性,频域分析方法较难对脑电信号进行进一步高精度的探索。这主要是因为,这类方法大多是基于傅里叶变换改进而来,而傅里叶变换只能处理线性平稳信号,小波变换虽然在理论上能处理非线性非平稳信号,但依然受到小波基函数选择等局限。

(3) 时频分析方法:包括Hilbert-Huang变换(Hilbert-Huang Transform, HHT)、Winger-Ville分布(WVD)等方法。Winger-Ville分布分析方法对信号要求较高,不能直接应用于脑电信号分析,因而受到较大限制。Hilbert-Huang变换是比较典型的时频分析方法,其在想象运动脑电分析中已有了初步的应用^{[16][17]}。Hilbert-Huang变换是由美籍华人N. E. Huang等于1998年提出的一种针对非平稳、非线性信号的处理方法^{[18][19]},具有完全自适应性,且无需预先选择基函数,使其更加适合脑电信号的分析。HHT得到的时频谱能够很好地展现信号瞬时时频特性,从而为人们提取脑电信号的信息提供帮助。其中边际谱分析是HHT理论的重要研究手段,在分析谱能量时通常需要对信号进行加窗处理,而窗口合适大小的选择通常是凭经验或实验调整,因此缺乏自适应性。另外HHT算法中经验模态分解时也存在端点处理、曲线拟合算法选择等问题。

(4) 非线性动力学分析方法:主要有相关维数法、复杂度算法、Lyapunov指数等分析方法。相关维数的特点是:在条件固定不变的情况下对脑电信号非常敏感,能够反映信号的细微变化。但主要针对低维混沌系统,在应用于具有高维特性的脑电信号时受到一定限制。Lyapunov指数基于相空间重构,而相空间重构理论中嵌入维数和延迟时间的选择具有不确定性,因此限制了该理论在脑电分析中的应用。复杂度理论广泛应用于基于EEG的精神类疾病诊断及意识状态评估的研究中^{[20][21]},并已取得一定成果,但传统复杂度方法在进行信号的粗粒化过程中,更关注于皮层脑电信号在绝对幅值上的变化。由于皮层脑电信号反映大脑神经元脉冲放电在头皮处的波动,因此脑电信号的局部波动更能反映神经元脉冲放电特性,但传统复杂度方法在进行粗粒化的时候,舍弃了这些重要的局部波动。

1.2.3 皮层脑电信号应用研究

脑电研究的一个重要目的是揭示脑电信号与大脑不同意识状态、健康状态之间的联系。脑电源于神经元的放电现象，神经元以及神经系统的健康状况直接影响着神经元电位变化过程，进而影响了脑电信号。以此为依据，学者们开展了基于脑电信号的大脑意识状态研究^{[22][23]}。本领域研究一方面关注人在不同意识状态下脑电的区别，如精神疲劳、亢奋的区分，测谎，睡眠深度分期等。另一方面则侧重于神经系统受损状态下的意识状态分析，如慢性酒精中毒患者脑电特点，意识障碍患者不同意识状态间的脑电特征区别等。

1.2.3.1 慢性酒精中毒研究

慢性酒精中毒是酒精对神经系统的一种严重伤害。酒精对神经系统的影响主要通过两种途径^[24]：

- (1) 酒精直接作用于神经细胞：通过氧化应激作用，促使神经细胞死亡。在该途径作用下，酒精减少海马、皮质神经元等细胞数量，影响神经系统功能，导致认知、学习能力下降。
- (2) 酒精影响营养代谢功能：在长期饮酒者的肠道会受到酒精损害，致使 B 族维生素摄入不足，影响神经组织活性及其代谢，干扰神经系统信息传递，最终对神经系统造成不可逆损伤。

研究表明，在给大鼠饮酒 15 天后，大鼠神经细胞产生明显变化，导致学习记忆能力降低。在空间记忆及空间识别的任务中，饮酒的大鼠均出现异常表现^[25]。

在针对慢性酒精中毒患者的研究中发现，患者由于中枢神经系统受损，常带有注意力不集中、记忆力计算能力减退、反应迟钝、睡眠障碍等情况，严重者出现性情人格改变、双手不自主震颤、癫痫等症状^[26]，可见慢性酒精中毒对人危害的严重程度。

目前对慢性酒精中毒的研究主要集中在其病理成因。大量的研究都是采用对大鼠进行酒精中毒实验，研究酒精对神经系统损伤成因、酒精对肝脏心肺功能的影响等。而在慢性酒精中毒的预防以及诊断方面研究较少。临床上预防方法主要是依据医生建议以及自我控制，而慢性酒精中毒诊断则主要根据前文提到的慢性酒精中毒患者症状是否出现，如是否会发生记忆力减退、失眠、反应迟钝等症状。预防及诊断方法具有很强的主观性，很难达到理想的预防诊断效果。慢性酒精中毒的症状往往与其他疾病症状重合，如与失眠、甲状腺类疾病相似性极强，并非只会由慢性酒精中毒引起，这也使得准确诊断更加困难。而一些较为明显的病症，如双手不自主震颤，当出现此类病症时，酒精中毒程度已经处于一个较为严重的阶段，此时神经系统已经收到了不可逆转的伤害，以此为标准作为诊断依据无法达到预防慢性酒精中毒危害的目的。在欧美等发达国家尝试采用较为客观的生理指标诊断方法——缺糖转铁蛋白检测^[27]，但这种诊断方式同样是在较为严重的酒精中毒患者中有效，而对于处于危害初期的患者效果仍有待提高。

从慢性酒精中毒的成因及其危害中可以看出，其首先影响的是大脑的神经系统。在酒精的直接影响和间接影响下，神经细胞出现功能障碍及凋亡，引起神经系统受损。脑电信号源于神经细胞放电效应，神经细胞的病变会导致其放电过程的变化，进而对脑电信号产生影响。

可见,通过脑电对慢性酒精中毒程度进行鉴别更加直接、客观。目前基于 EEG 慢性酒精中毒诊断的研究处于起步阶段,研究方法多采用频域分析方法^[28]。例如在酗酒者认知脑电能量分布方面的研究^[29],其结果表明,酗酒者特定区域脑电的各波段能量与对照组存在一定的差异,并且在整体上,酗酒者脑电能量在头皮上的分布与对照组也不同。基于 EEG 频域分析方法的慢性酒精中毒研究虽然对该领域的发展起到了推动作用,但由于频域方法在非线性非平稳信号分析中受到局限,使得所得结果含有不确定因素。另外还有对酒精依赖的脑电波特性进行研究,结果表明其他学者提出的酗酒使 α 波能量降低的结论并不成立^[30]。因此针对此类基于频域分析的缺陷,本文将尝试采用非线性动力学的复杂度分析方法,对具有多维混沌系统特性的脑电信号进行分析及特征提取,为慢性酒精中毒的诊断提供可靠、客观的评估标准。

1.2.3.2 意识障碍患者意识状态研究

意识障碍患者神经系统严重受损,无法通过肢体、语言等方式与外界沟通,从外界表现来看患者只具有一般的本能刺激反射以及消化、代谢等功能。造成意识障碍状态的成因主要可分为以下两类^[31]:

(1) 急性损伤:如大脑受到剧烈撞击产生非创伤性损伤;由于溺水等引起窒息导致脑部供氧不足;神经系统感染、中毒;以及脑出血、脑梗死等脑血管意外。

(2) 脑组织病变:如老年痴呆、灰质变性等。

由于致病的过程以及严重程度不同,神经系统遭到破坏的程度也不尽相同,导致意识障碍患者的意识状态也各不相同。在研究中,意识障碍患者的意识状态被分为两种:植物人状态(vegetative state, VS)和最低意识状态(minimally conscious states, MCS)。VS 患者脑皮层功能严重损害,受害者处于不可逆的深昏迷状态,丧失意识活动,但皮质下中枢可维持自主呼吸运动和心跳;MCS 患者的大脑能够感受外界刺激,但由于神经系统受损无法通过肢体运动、语言等向外界表达其思想。两类患者外部表征极为相似,均无法对外界声音、疼痛等刺激产生有逻辑反馈,但却有着本质的区别。最低意识状态患者具有微弱自身的意识及逻辑,只是无法正常表达,而植物人状态患者完全没有自我意识,只能够维持自身的代谢运转。最低意识状态患者存在着较高的唤醒概率,而植物人状态患者则几乎没有唤醒的可能。因此,应正确区分两类患者并给予不同的治疗方法。

目前,两类患者的区分诊断多采取量表法^{[32][33]}。如表 1-1 所示为目前临床诊断中所应用的 CRS-R 评价量表,医生根据患者的反应,对应量表进行打分,之后根据打分结果对两类患者进行区分。量表中多数为对意识障碍患者外在表现的评价,如疼痛定位、发声动作等,当患者大脑意识良好,而传输神经出现损伤时极易引起误诊^[34]。另外,量表评分过程主要依靠医生的主观判断,缺乏客观定量的评估指标,也对诊断的准确性存在不良影响。

表 1-1 CRS-R 量表

意识评价模块	评分标准
	4-对指令有稳定的反应

听觉	3-可重复执行指令 2-声音定位:转头/注视 1-对声音有眨眼反应(惊吓反应) 0-无
视觉	5-识别物体 4-物体定位:伸手寻物 3-眼球追踪 2-视觉定位:注视(>2 秒) 1-对威胁有眨眼反应(惊吓反应) 0-无
运动	6-功能性物体运用 5-自主性运动反应 4-能摆弄物体 3-疼痛定位 2-疼痛致肢体回缩 1-疼痛致异常姿势(过屈/过伸) 0-疼痛刺激无反应
语言	3-可理解的言语表达 2-发声/发声动作 1-反射性发声运动 0-无
唤醒度	3-能注意 2-能睁眼 1-刺激下睁眼 0-无

脑电是大脑意识活动在生理电信号方面的表现，与睁眼、肢体回缩等不同，只要大脑处理意识任务，脑电信号中就会包含该处理过程的信息，而不需要通过其他神经传递到肢体、器官再向外界表达。脑电信号虽然存在高噪声、难以分析等缺点，但其仍不失为是一种反映意识障碍患者意识状态的生理信息，并且相比于主观量表评测，以脑电作为评估标准更加客观，这是现有诊断方法所欠缺的。国内外基于 EEG 的意识障碍患者意识状态研究中，已有学者采用非线性动力学方法，如熵理论^[21]、复杂度分析等方法，尝试对意识状态相关特征进行提取。应用于该领域的非线性动力学方法多需要对脑电信号进行粗粒化重构，以适应符号分析算法需求。正如前述，传统复杂度分析方法在粗粒化过程中将舍弃脑电信号的局部波动信息。而本文认为这种局部波动信息才是大脑神经元脉冲放电信息在头皮处的有效表达，因此本文针对粗粒化过程中存在的缺陷，提出针对脑电信号波动剧烈程度细节的差值二值化粗粒化方法，拓展了复杂度分析等非线性动力学在脑电分析领域的应用思路。

1.2.3.3 生理性精神疲劳研究

生理性精神状态对人们的学习、工作及生活影响很大。在精神状态良好时，人们往往能以清晰的思路思考并解决问题。而当精神疲劳时，人们往往容易出现反应迟钝、判断错误等状况，这种状态下极易导致事故发生，其中疲劳驾驶所产生的危害最为明显。为解决精神疲劳所带来的危害，人们对多种疲劳监测方式进行了研究^[35-38]。目前监测的生理或行为数据主要分为三类：(1) 以心电、脑电为主的生理信号为依据；(2) 以头部倾斜、身体姿势等生理反应为依据；(3) 以工具操作行为为依据。三类评价标准中准确性最高的是生理信号。其中脑

电信号由于与大脑意识状态直接关联而受到广泛关注。另外，精神疲劳的评定也被广泛应用于医疗、心理学研究，评估方法多为自我量表评估^{[39][40]}，评估过程主观性较强。脑电信号是一种能够反映大脑意识活跃状态的客观生理电信号，以此作为精神疲劳评估的标准更加客观、可靠。目前已有较多的基于 EEG 的生理性精神疲劳研究。与前两项研究相比，精神疲劳研究相对成熟，已有多种信号分析方法应用于精神疲劳相关的脑电信号分析^{[41][42]}。针对脑电信号自身特征，能够提取信号瞬时特性的 Hilbert-Huang 理论受到了该领域研究人员广泛关注，其中脑电信号的 Hilbert 边际谱特性是该类研究中的重点之一。应用边际谱分析的研究中，不可避免的涉及到信号加窗步骤，目前研究中多采用人为设定窗宽，并在该特定窗宽下进行信号分析及特征提取。这种分析方法一方面缺乏自适应性，另一方面存在观察尺度单一的缺点。不同观察尺度的窗宽下所能得到脑电信息不同。如大尺度长窗宽条件下所能得到的脑电信息多与精神类疾病、脑部受创程度等状态有关，而小尺度短窗宽条件下则较容易提取与大脑瞬时状态如具体思维活动、刺激反应等相关特征。对此，为充分利用脑电信号内所蕴含的生理信息，提高脑精神疲劳程度判断准确性，本文提出多尺度 HHT 脑电分析方法，以改进现有方法中窗宽设置单一、且缺乏自适应性的缺陷。

1.3 本文研究内容

头皮脑电信号的采集过程以及复杂的形成机制使其具有高噪声、非平稳、非线性等特点。由于脑电信号复杂的形成机制以及大脑神经网络间的相互影响，使脑电信号成为了典型的非平稳、非线性信号。针对脑电信号的这些特点，研究学者们以多种信号理论为依据，应用各种信号分析方法尝试揭露脑电信号与大脑意识之间的联系。目前方法中的一大类是基于傅里叶变换的信号处理方法，如短时傅里叶变换、功率谱、小波基等。傅里叶变换求得的是一段时间内的功率变换，而对于非线性非稳态的脑电信号而言，这种方法分解得到的功率谱并不具备准确的物理意义。针对脑电信号本身的特点，本文改进了传统非线性动力学分析方法及时频分析方法在脑电特征提取中的实现思路，提出了基于差值二值化的复杂度分析方法及基于多尺度分析的 HHT 分析方法，分别对植物人大脑意识状态、生理性精神疲劳、酒精中毒程度的大脑意识活跃状态评估进行了深入研究。本文主要工作如下：

(1) 提出将复杂度方法引入到酗酒者的脑电分析中，讨论了视觉刺激实验中受试者脑电复杂度变化规律，以及参数设置对酗酒者与非酗酒者区分效果的影响，辨别酗酒者脑电与对照组脑电的区别，最终选择特定窗宽提取酗酒者的相关脑电特征，利用 K 均值方法进行分类，研究中得到了较为理想的区分效果。将为慢性酒精中毒的预防与诊断提出客观、可靠的解决方案，并验证复杂度方法在大脑意识活跃状态评估中的有效性。

(2) 为提取脑电信号在局部波动时所蕴含的非线性信息，本文提出基于差值二值化的复杂度分析方法，并将其应用于意识障碍患者的意识活跃状态区分研究中。区别于以往研究中以幅值均值为依据的侧重于脑电信号绝对幅值分布情况的粗粒化方法，本文提出的粗粒化方法根据局部波动的剧烈程度对脑电信号进行重构，拓展了非线性动力学分析方法在脑电分析及特征提取中的应用思路。研究中比较了不同粗粒化方法（包括差值、均值、中值二值化方

法) 结合不同的复杂度计算方法(包括 KC、C1C2 复杂度计算方法)在应用于意识障碍患者意识活跃状态分析时的模式分类效果,结果表明基于差值二值化的 KC 复杂度更适合于描述植物人患者大脑意识对唤名刺激的反应,并以此为依据提出基于非线性理论脑电分析的植物人意识活跃状态诊断及评价恢复治疗有效性的标准,为该类诊断提供客观的辅助诊断依据。

(3) 针对以往基于边际谱的脑电研究中窗宽单一且设定过程缺乏自适应性的缺陷,提出基于多尺度分析的 Hilbert-Huang 变换脑电分析方法,并将其应用于基于 EEG 的生理性精神疲劳程度研究。新方法改进了以往医学、心理学评估疲劳程度时主观性较高的单一量表评测方式,为其提供了一种客观可靠的生理电信号评估标准。通过提取多尺度下脑电信号边际谱特征组成特征向量,并利用支持向量机进行学习及分类,达到区分不同生理性精神疲劳程度的目的。算法具有良好的自适应性,能够充分利用脑电信号所蕴含的时频信息,结果表明新方法在精神疲劳程度的准确和客观评估方面,具有较好的可行性。

1.4 论文结构

论文的具体内容安排如下:

第 1 章 绪论。首先介绍了本文的研究背景,包括脑电信号及其特征;大脑意识状态研究的意义及现状;脑电信号分析方法种类介绍;最后对本文所要做的工作的主要内容及创新点进行了介绍。

第 2 章 深入研究国内外脑电信号模式分类技术,结合脑电信号本身特征,分析了脑电分析领域中常用信号处理方法的特点,详细介绍了目前 HHT 算法及复杂度理论在脑电研究中的应用及其缺陷,指出算法改进思路。

第 3 章 将复杂度理论应用于酗酒者脑电信号特征研究,介绍了酗酒脑电分析的意义,针对脑电信号的非线性特点,分析了酗酒者脑电与正常对照组脑电之间复杂度的区别,讨论了酗酒对神经系统的影响在脑电信号复杂性测度上的表现。

第 4 章 介绍了改进的复杂度粗粒化分析方法——差值重构,并将该方法应用于多种复杂性测度下的植物人脑电意识状态分析。研究中对比分析了多种粗粒化方法及多种复杂度方法在意识障碍患者意识状态分析中的效果,为意识状态提出了客观的评估标准。

第 5 章 基于多尺度的 HHT 变换精神疲劳脑电研究。介绍了多尺度方法在 HHT 变换中的应用,提出多尺度下 HHT 变换边际谱特征提取方法,并将该方法应用于精神疲劳脑电分析,最后利用支持向量机对所提取特征进行分类,取得了较好的分类效果。

第 6 章 总结与展望。指出了本文工作的不足之处,并对后续的研究内容和研究方向进行分析和展望,为以后多类思维脑电的分类提供借鉴。

第2章 脑电信号及其分析方法

2.1 功率谱估计

由于脑电信号信噪比高、随机性强，且波形特征不明显，很多时域分析方法，如均值、方差、模板匹配等，在脑电信号特征提取受到了较大的局限性。为此，脑电分析领域由时域分析转入频域分析。频域分析中最具代表性的即为功率谱估计法。功率谱分析提取了脑电信号中的频域信息，在基于波形、波幅的时域分析的基础上，更加深入的研究了信号中所包含的信息元素。其中功率谱估计方法即是通过傅里叶变换(式2.1)等方式，将时序信号转换为功率谱图，并根据功率谱中能量分布情况对信号特征进行分析。

$$S(f) = \int_{-\infty}^{+\infty} s(t) e^{-j2\pi ft} dt \quad (2.1)$$

近年来，谱估计技术中的多种方法也逐步应用于EEG分析处理中，AR(Auto-Regressive)参数模型即是其中一种^[43]。AR利用数据序列自相关延迟序列对模型的各项参数进行估计，之后利用估计所得的参数计算时序序列的功率谱。AR算法在脑电分析中的应用降低了功率谱计算的计算量，并且根据原脑电信号序列及估计参数构建的模型，对于研究脑电的产生机理具有重要意义。基于AR算法的EEG功率谱估计步骤如下所示^[44]：

- (1) 脑电信号 $x(n)$ 是由输入 $u(n)$ 对线性神经系统 $H(z)$ 刺激产生的输出。
- (2) 利用已知的 $x(n)$ ，或其自相关函数 $r_x(m)$ 对系统 $H(z)$ 的参数进行估计。
- (3) 根据估计出的系统参数得出脑电信号的功率谱值。

参数估计中，AR模型根据脑电信号前 p 个采样点幅值的线性组合，对脑电信号 $x(n)$ 进行预测，如式(2.2)所示。

$$\hat{x}(n) = -\sum_{k=1}^p a_k x(n-k) + u(n) \quad (2.2)$$

其中， a_k 为预测系数， p 为模型阶数， $u(n)$ 为均值为0，方差为 σ^2 的白噪声序列。因此，脑电信号 $x(n)$ 可看成是在强度为 σ^2 的白噪声下 $u(n)$ 对线性神经系统 $H(z)$ 刺激产生的输出，系统传递函数 $H(z)$ 为：

$$H(z) = \frac{1}{A(z)} = \frac{1}{1 + \sum_{k=1}^p a_k z^{-k}} = \frac{X(z)}{E(z)} \quad (2.3)$$

则功率谱密度为：

$$P_x(e^{j\omega t}) = \frac{\sigma^2}{A(e^{j\omega t})A(e^{-j\omega t})} = \frac{\sigma^2}{\left| 1 + \sum_{k=1}^p a_k e^{-j\omega t} \right|^2} \quad (2.4)$$

其中 σ^2 为输入白噪声的功率谱密度。解得 σ^2 和 a_k 后即可求出脑电信号的功率谱密度 $P_x(e^{j\omega t})$ 。

2.2 小波变换

小波变换由工程师 J.Morlet 于 1974 年首先提出。该理论通过伸缩、平移等运算功能对信号或函数进行多尺度分析。在低频部分，小波变换具有较高的频率分辨率和较低的时(空)间分辨率，而在高频部分具有较高的时(空)间分辨率和较低的频率分辨率，体现了良好的自适应能力。小波变换采用了多种小波基函数，改进了快速傅里叶变换(Fast Fourier Transform, FFT)单一基函数的缺陷，并且其局部分析特性也使得信号特征得到了更好的描述。与 FFT 相比，小波变换的多尺度时频分析特性及分解—重建技术为脑电信号分析提供了更加有效的方法。

信号 $s(t)$ 的小波变换定义为：

$$W(a,b) = \langle s(t), \psi_{a,b}(t) \rangle = \frac{1}{\sqrt{|a|}} \int_{-\infty}^{+\infty} s(t) \overline{\psi(\frac{t-b}{a})} dt \quad (2.5)$$

其中， $a \neq 0$ 为尺度因子， b 为时移因子。 $\psi(t)$ 为母小波， $\overline{\psi}(t)$ 是 $\psi(t)$ 的傅里叶变换。 $\psi(t)$ 须满足两个条件： $\psi(t) \in L^2 \cap L^1$ 且 $\overline{\psi}(0)=0$ 。 $W(a,b)$ 为母小波 $\psi(t)$ 经伸缩平移后形成的小波基函数。表 2-1 展示了部分常用小波基函数的特性。

表 2-1 小波基函数特性表

小波基函数	hear	db4	bior2.4	coif4	sym2	morl	mexh	meyr
正交性	有	有	无	有	有	无	无	有
双正交性	有	有	有	有	有	无	无	有
紧支撑性	有	有	有	有	有	无	无	无
支撑长度	1	$2N-1$	重构 $2N_r+1$ 分解 $2N_o+1$	$6N-1$	$2N-1$	有限 长度	有限 长度	有限 长度
滤波器长度	2	$2N$	$\max(2N_r, 2N_o)+2$	$6N$	$2N$	-4,4	-5,5	-8,8
对称性	对称	近似 对称	不对称	近似 对称	近似 对称	对称	对称	对称

在应用小波分析时，需根据信号的自身特性以及小波基函数的特性选取匹配的小波基。而在多尺度分析中，基函数的尺度参数以及平移参数需预先设定。

2.3 时频分析方法

2.3.1 时频方法的发展

信号的时频分析方法的目的是解析信号的频谱含量随时间推移的变化情况。短时 Fourier 变换是时频分析方法研究的初期的代表，学者以此为基础，将时域的信号信息转换到频域，并在时频平面上得出在各时间点，信号频谱能量分布情况。时频特性对如地震一类注重瞬时特性的信号的分析工作具有及其重要的意义。时频分析理论提出后，被广泛应用于工程、物理、天文、地球物理学等，并取得了很大的成功。Fourier 变换属于平稳信号分析方法，在应用该方法时，须保证信号整体是平稳的，这样才能得出正确的频率能量谱。短时 Fourier 变换虽然在其基础上作出改进，但在处理信号时，很难确定适合的窗宽。为了得到较高的时间分辨率，则窗宽须设定得尽量窄。然而为了得到精确的频率能量谱，又需要较大的窗宽。这是受到 Fourier 变换本身的限制所产生的矛盾。Fourier 变换的基函数是唯一的，而小波变换有多个可供选择的基函数。小波方法的引入使得该问题得到了一定程度的解决。利用小波的多尺

度特性,可以根据频率的不同选取不同的窗宽,从而同时顾及时间分辨率和频谱精确度。但对于每次分解来说,小波基函数的选择是固定的,小波基的选择是时频分析中的一个难以解决的问题。某些小波基函数对于某类信号整体来是最佳的,但对于某个局部区域可能是最差的。而对以捕捉信号瞬时频率特性为目的的时频分析来说,这很有可能导致信号本身的时频特性无法在时频谱中显示出来。以上总体来说是源于 Fourier 变换以及小波变换缺乏自适应性而致使其在时频分析中受到限制。

2.3.2 Winger-Ville 分布

由于脑电信号具有明显的非线性特性,基于线性系统理论的功率谱分析方法逐渐显出其理论在脑电分析中的局限性。WVD 是一种时频分析方法,用以提取信号的时域信息及频域信息,时频信息的结合使脑电分析领域的技术向前迈进了一大步。作为生理电信号的一种,EEG 具有和其他生理电信号共有的特征,即瞬时特性。与单纯的时域分析和频域分析方法相比,时频结合的分析方法更加适合捕捉脑电信号的瞬时特性^[45],这为脑电分析开拓了新的发展空间。

Wigner 分布是 1932 年由 E.P.Wigner 提出,后由 J.Ville 对其进行改进,并形成了完整的 Winger-Ville 分布理论。Winger-Ville 分布定义为:

$$W_x(t, w) = \int_{-\infty}^{+\infty} x(t + \frac{\tau}{2}) x^*(t - \frac{\tau}{2}) e^{-i w \tau} d\tau \quad (2.6)$$

其中, ‘*’代表共轭函数

Winger-Ville 分布特性为:

(1)时轴的求和为该频率下的谱密度

$$\sum_{n=0}^{2M-1} D_x(n, k) = \begin{cases} \left| x(\frac{k}{2}) \right|^2 & k \text{ 为偶数} \\ 0 & k \text{ 为奇数} \end{cases} \quad (2.7)$$

(2)频率求和为该时间的瞬时功率

$$\sum_{n=0}^{2M-1} D_x(n, k) = \begin{cases} \left| x(\frac{n}{2}) \right|^2 & k \text{ 为偶数} \\ 0 & k \text{ 为奇数} \end{cases} \quad (2.8)$$

(3)当 n 固定时, WVD 对 w 的一阶矩反映了信号的瞬时频率

$$w_x(n) = \frac{1}{2} \arg \left[\int_{-\frac{\pi}{2}}^{\frac{\pi}{2}} D_x(n, w) e^{j2w} dw \right] \quad (2.9)$$

(4)当 w 固定时, WVD 的平均时间反映了信号的群延时

$$T_x(n) = \frac{\sum n D_x(n, w)}{P_x(w)} \quad (2.10)$$

Winger-Ville分布理论具有良好的对称性、时频聚集性、时频域扩展性以及时移性。在基于WVD的脑电分析中,在求出脑电信号时频分布图的同时,还能够求出脑电信号的频率变化情况,进而改善分类、判别的效果。然而该理论无法保证非负性,在多分量信号分析中会产

生严重的交叉项。这使得该理论在应用于具有非平稳、非线性特性的脑电信号分析时受到极大的局限。

2.3.3 Hilbert–Huang 变换

2.3.3.1 Hilbert–Huang 变换原理

Hilbert–Huang 变换是由 Huang 及其小组提出的针对非平稳非线性信号的一种时频分析方法。该方法包含两部分：经验模态分解以及 Hilbert 变换。对于脑电信号这类典型的非平稳非线性信号来说，HHT 变换所得到的结果其物理意义与传统的时频方法相比更加合理。在基于 Fourier 变换的时频分析方法中，频率能量表示在一段时间内，信号中存在该频率能量的正弦波。而对于非平稳信号来说，信号中所包含的频率随时变化，所以一段时间的频率能量来表示信号的瞬时状态是不合理的。对此，德国科学家 Hilbert 所提出的 Hilbert 变换为频率能量做出了新的解释。Hilbert 变换可以将单分量时序信号解析为时频谱。与 Fourier 变换不同的是，Hilbert 变换没有将整段信号转换至频域，而是根据单分量信号的特性直接得刻画信号每一时刻频率特性的时频谱。即 Hilbert 变换的结果仍在时域。Hilbert 变换最先提出时，对所变换的信号要求较为严格：原始信号必须为关于零轴对称的单分量信号^[46]，即满足(2.11)式的实平稳窄带随机信号。很明显，这样的要求过于苛刻，实际研究中的信号基本不可能符合这样的标准。

$$X(t) = a(t) \cos \omega t - b(t) \sin \omega t \quad (2.11)$$

$$X(t) = \sum_i x_i(t) = \sum_i A_i(t) \omega_i(t - \tau_i) \cos(\omega_i t + \phi_i(t))t \quad (2.12)$$

在之后的理论推导中，根据对 Hilbert 变换的深入研究，人们论证了满足式(2.12)的局部窄带信号同样可适用于 Hilbert 变换。而 HHT 变换中 EMD 部分的作用既是将原始信号分为多个符合局部窄带信号条件的多个 IMF 分量，进而得到非线性非平稳信号的时频谱。

2.3.3.2 经验模态分解

通过经验模态分解，可将原始脑电信号 $X(t)$ 分解为符合 Hilbert 变换要求的多个 $imf_i(t)$ 分量以及一个残余信号 $r(t)$ 。从而

$$X(t) = \sum_i imf_i(t) + r(t) \quad (2.13)$$

在 EMD 中，针对 Hilbert 变换的要求，IMF 分量需符合：

- (1) 整个信号中，过零点数和极点数相等或者最多相差一个；
- (2) 在信号的任意一点上，由局部极大值确定的包络线和由局部极小值确定的包络线的均值应为零，即信号关于时间轴局部对称。

从而使 IMF 分量符合(2.12)式中对局部窄带信号的要求。

计算时，EMD 过程可以看做一个滤波器，利用原始信号的极大值、极小值以及对信号进行三次样条曲线拟合。拟合后根据最大值拟合曲线、最小值拟合曲线以及两条曲线的均值构造 IMF 分量。之后将所得到的 IMF 分量从信号中的去掉，重复构造下一阶 IMF 分量，直至只剩一个单调的残余分量 $r(t)$ 为止。图 2.5 为原始信号 $X(t)$ 、各阶 $imf_i(t)$ 分量以及残余分量 $r(t)$

的示意图，图中可以看出各阶分量的频率依次降低。

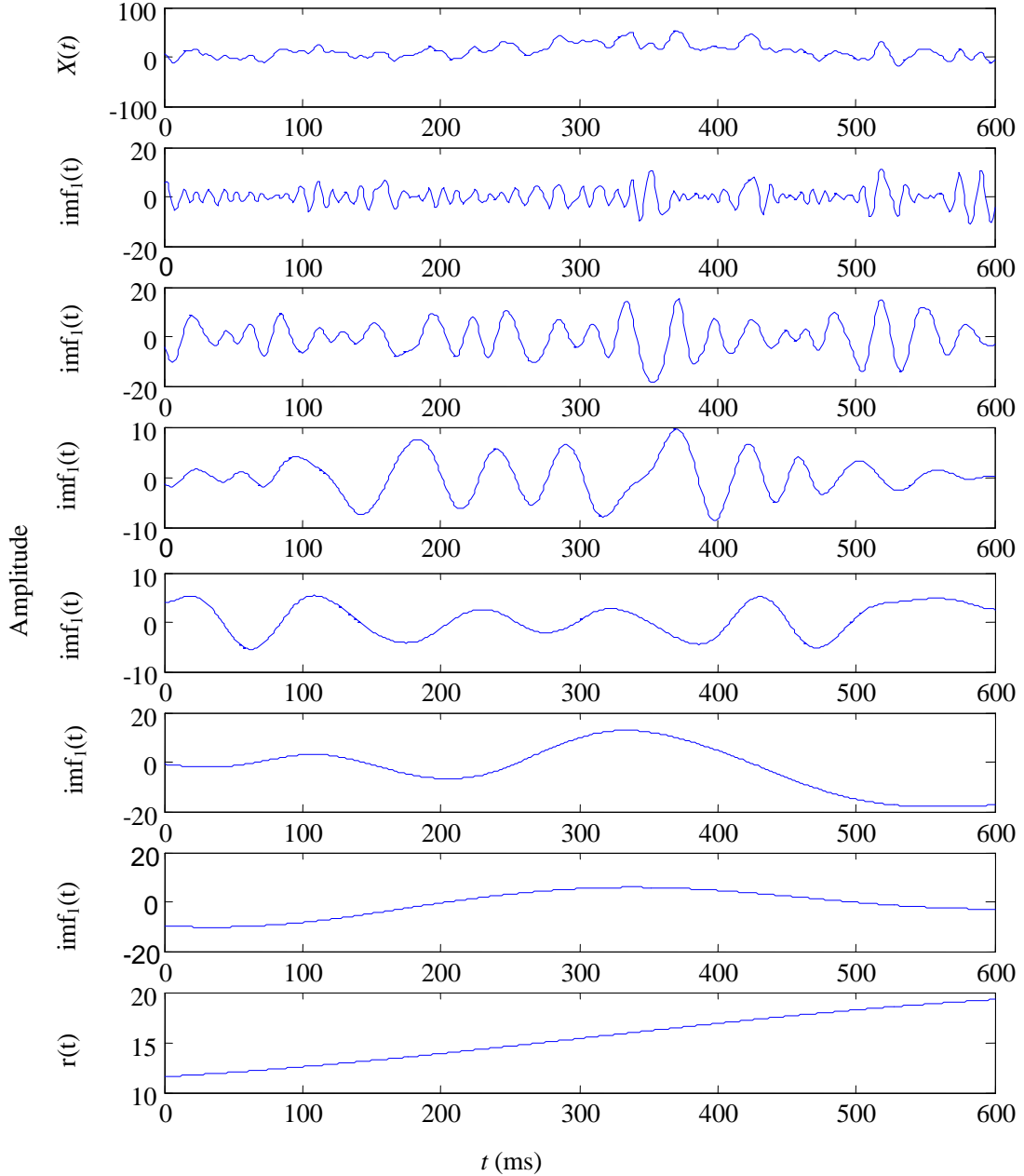


图 2.5 EMD 分解结果示意图

可以将非平稳原始信号转换为符合局部窄带信号标准 IMF 分量的过程，看做是将非平稳信号分解为多个平稳信号的过程。从计算中可以看出，EMD 过程与其他时频分析方法的不同在于，EMD 分解过程是一个自适应的过程，而不依靠小波基函数类似的固定基函数，这在时频分析领域是一重大进步。EMD 自适应的将非平稳信号分解为较易分析的平稳信号，为后续的时频分析工作打下了坚实基础。

2.3.3.3 Hilbert 变换

Hilbert 变换为：

$$H(t) = \frac{1}{\pi} P \int_{-\infty}^{+\infty} \frac{x(\tau)}{t - \tau} d\tau \quad (2.14)$$

其中 P 为柯西主值。

对 EMD 得到的各阶 IMF 分量进行 Hilbert 变换,

$$H_i(t) = H[imf_i(t)] = \frac{1}{\pi} \sum_{-\infty}^{+\infty} \frac{imf_i(\tau)}{t - \tau} d\tau \quad (2.15)$$

构造解析信号:

$$Ana_i(t) = imf_i(t) + jH_i(t) \quad (2.16)$$

进而确定信号在各个时间点的瞬时特性:

(1)瞬时幅值

$$a_i(t) = \sqrt{imf_i(t)^2 + H_i(t)^2} \quad (2.17)$$

(2)瞬时相位

$$\theta_i(t) = \arctan \frac{H_i(t)}{imf_i(t)} \quad (2.18)$$

(3)瞬时频率

$$\omega_i(t) = \frac{d\theta_i(t)}{dt} \quad (2.19)$$

这样, 原信号可表示为

$$x(t) = \sum_{i=1}^n a_i(t) \exp(j \int \omega_i(t) dt) \quad (2.20)$$

此时, 定义 $x(t)$ 的实部为 Hilbert 谱, 即:

$$S(\omega, t) = \text{Re}(\sum_{i=1}^n a_i(t) \exp(j \int \omega_i(t) dt)) \quad (2.21)$$

图 2.6 所示为脑电信号经处理后得到的 Hilbert 谱, Hilbert 谱反映了信号经变换后得到的具有实际意义的瞬时频率、瞬时幅值等物理量。

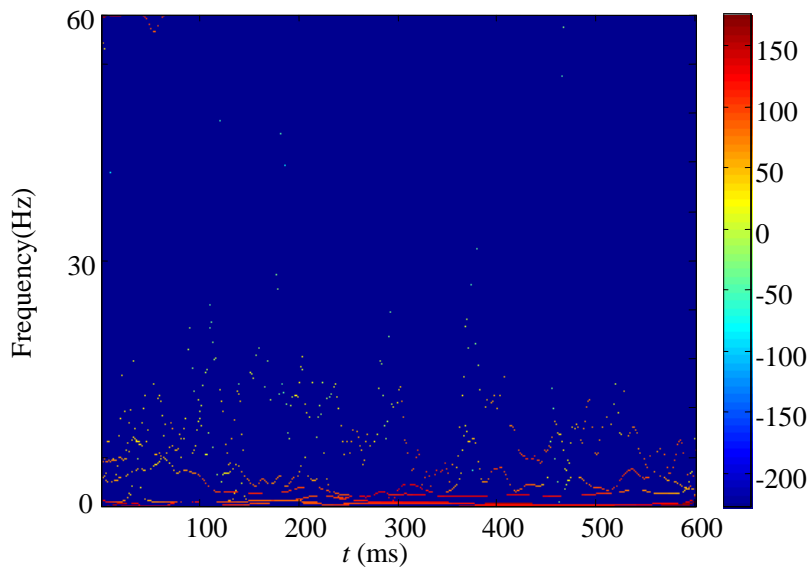


图 2.6 Hilbert 谱示意图

传统脑电信号的识别都与脑电瞬时频谱中特殊频段的峰值有关。为了得到所截取的脑电

信号特殊频段的峰值，可将 Hilbert 谱对时间进行积分，得出 Hilbert 边际谱：

$$Z(\omega) = \int_{-\infty}^{+\infty} S(\omega, t) dt \quad (2.22)$$

如式(2.22)所示，计算时需确定积分区间，即信号加窗处理时的窗宽。传统方法中的窗宽通常取唯一特定值，并在该特定窗宽下分析讨论脑电信号特点，提取特征。窗宽固定的缺点是观察尺度单一，而所设定的窗宽未必在提取脑电信号特征的最佳尺度范围内。此外，对于特定生理信息，如意识想象任务、精神疲劳状态，其脑电特征未必唯一，各观察尺度下均有可能提取到该类生理的相关特征。此种情况下，固定窗宽的设定放弃了其他尺度下脑电特征提取的可能性，未能对脑电中所含信息充分利用。

2.4 复杂度

如前所述，脑电作为成因复杂的生物电信号，本身具有非平稳非线性的特点。针对该类特点的信号，传统的线性分析方法受到一定程度的限制。随着近年来非线性动力学的发展，复杂度、Lyapunov 指数、分数维等方法在非线性时序信号分析领域做出了重要贡献。其中，复杂度方法在脑电信号时域分析领域取得了已取得了较好的成果^[5]。

Von Neuman 首先提出了复杂性概念，随后 Kolmogorov 给出了具体的定义，并由 Lempel 和 Ziv 给出了基于 Kolmogorov 定义的计算方法，将此种复杂度标记为 KC 复杂度。复杂度理论中认为，对于一个时序序列，用来描述其构成所需的信息量表明了该序列的复杂程度。随后，根据之前的研究成果，后人相继针对非线性系统的不同的侧重点提出了 C0 复杂度以及 C1、C2 复杂度等复杂性测度方法。

复杂度分析主要描述了时间序列的无序、复杂的程度。不同的复杂度分析方法虽然对时序信号本身特性描述的侧重点不同，但其宗旨均是以揭示其信号内信息含量以及不规律程度。对于脑电信号来说，脑电信号的复杂度描述了其信号片段中所包含的信息量，从侧面反映了大脑意识活动的活跃程度。例如，在睁眼休息状态下的脑电复杂度明显高于闭眼休息时的脑电复杂度。这是由于睁眼时大脑依然保持在一定的警觉状态，对视觉感官接收到的信息使大脑依旧处于一种工作状态，此时神经活动中包含了相对较多的信息，脑电复杂度较高；而闭眼休息时能够进入一种相对放松的休息状态，大脑意识的活跃程度降低，相应的，脑电的复杂度相对较低。

2.4.1 KC 复杂度

KC 复杂度是用于描述随时间序列的增加，新模式增加速度的一种度量。计算时，按有限序列从头开始反复进行以下操作：每次添加一个元素构成一个检验子串，如果该子串在除去最后添加的那个元素之前所构成的序列中已出现过，那么所构成的新序列的复杂度保持不变，并继续添加元素，直到由上述相继添加元素所构成的添加子串在除去最后添加的那个元素之前所形成的整个序列中从未出现过为止，此时整个序列的复杂度增加一，当往后继续添加元素时重新建立新的检验子串，如此反复进行，直到结束。如果最后一个检验子串在除去末尾一个元素之前的序列中出现过，复杂度也仍然加一。

据 Lempel 和 Ziv 提出的算法, 脑电 KC 复杂度可通过如下步骤计算:

1) 粗粒化:

对于脑电信号 $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$, 设其均值为 m , 则一般的均值粗粒化过程为, 令大于 m 的 $x_i (i=1, 2, \dots, n)$ 为 1, 其余的记为 0。这样, 脑电信号就被重构为由“0”, “1”组成的符号序列, 记新序列为 $Y = \{y_1, y_2, \dots, y_n\}$ 。

2) 复杂度计算:

令模式序列 $S = \{y_1\}$, 复杂度 $C = 1$, 校验序列记为 $Q = \{y_2\}$, 记 P 为末尾删除符, 记 SQ 为连接两个序列, 则此时 $SQ = \{y_1, y_2\}$, $SQP = \{y_1\}$ 。依次插入 $y_i (i=3, 4, \dots, n)$ 。当插入 y_i 时, 记之前模式序列为 $S = \{y_1, y_2, \dots, y_m\}$, 校验序列为 $Q = \{y_{m+1}, y_{m+2}, \dots, y_{i-1}\}$ 。将 y_i 加入校验序列 Q , 并校验 Q 是否是 SQP 中的子序列, 若是则继续对下一元素进行插入操作; 若不是则将序列 Q 并入序列 S , 即此时 $S = \{y_1, y_2, \dots, y_i\}$ 。记插入结束后的 C 值为 $c(n)$ 。根据 Lempel 和 Ziv 的研究, 当 n 趋向于无穷时, 设序列 $y(n)$ 中的不重复的片段个数为 $c(n)$, 当 n 趋向于无穷时, $c(n)$ 趋向于同一个最大值

$$b(n) = \lim_{n \rightarrow \infty} c(n) = \frac{n}{\log n} \quad (2.23)$$

用 $b(n)$ 做归一化处理得到 KC 复杂度

$$C_{kc}(n) = \frac{c(n)}{b(n)} \quad (2.24)$$

从算法上可以看出, 越有规律的时序数列, 不重复的片段个数越少, KC 复杂度越低, 其中周期数列的复杂度趋近于 0, 而完全随机的数列的复杂度将趋近于 1。

2.4.2 C1C2 复杂度

C1C2 复杂度是建立在允许字和禁止字的基础上的一种描述序列复杂程度的度量。对于字长为 n 的子序列, 记 $P_a(i)$ 为第 i 种允许字出现的概率, $P_f(i)$ 为第 i 种禁止字出现的概率, 则 C1C2 复杂度 C_1 , C_2 分别为

$$C_1 = \sum P_a(i) \frac{\log P_a(i)}{n} \quad (2.25)$$

$$C_2 = \sum P_f(i) \frac{\log P_f(i)}{n} \quad (2.26)$$

在描述序列复杂性时, 对于完全随机序列, 由于随着序列长度的增加, 各种允许字都有可能出现, 所以 $C_1 = 1$, 而 $C_2 = 0$ 。对于规律性最强的周期序列, 随着序列长度的增加, 允许字并不会随之增加, C_1 逐渐趋近于 0, 而允许字的数目同样限制了禁止字的数目, 因此 C_2 也逐渐趋近于 0。

复杂度算法简单, 只需较少的数据就可得到比较稳定的结果, 且具有较强的抗干扰能力和抗噪能力。EEG 信号具有非平稳特性, 同时又包含随机成分和确定成分, 因此脑电信号比较适合进行复杂度分析。但在脑电复杂度分析中, 粗粒化方法较为单一, 所产生的二值化序列与原脑电信号的绝对幅值联系紧密。然而, 脑电信号所含信息不仅仅体现在其绝对幅值, 信号的其他特性, 如信号的局部波动程度, 可能包含了更为丰富的反映意识状态活跃程度的

信息，而此类信息在传统复杂度分析的粗粒化过程中丢失，限制了复杂度理论在脑电信号分析领域的应用。

2.5 小结

本章介绍了在脑电分析领域中的几种经典分析方法：功率谱估计、小波分析、Winger-Ville分布、HHT变换以及复杂度分析。介绍中分析了各算法自身特性及其在脑电分析领域中应用情况，在对各算法概括性分析的基础上，讨论了现有算法中所存在的缺陷，指出传统HHT边缘谱分析时窗宽设定的主观性和单一性，以及复杂度分析时粗粒化过程丢失局部波动信息的缺陷，为理论的改进及创新提供新思路。

第3章 基于 EEG 复杂度的酗酒影响研究

3.1 引言

在现代社会中，由于复杂的社会关系、快节奏的生活方式，以及繁重的工作负担，不少人试图通过饮酒的方式来释放压力，而且健康学的普遍观点认为适量的饮酒对人体是有益的。但部分人群在日常饮酒中产生了酒精依赖，染上了酗酒的不良习惯。由于酒精具有亲神经物质的特性，进入人体后会随着血液循环进入神经系统，从而抑制神经细胞的活性^[47]。因此酗酒患者将出现精神萎靡、肢体震颤等症状，甚至将引起严重的生理和心理疾病，例如在临床脑出血患者的研究中，人们发现在脑血肿扩大的比率上，酗酒患者显著高于对照组^[48]，这将导致严重的临床抢救风险。又例如酗酒患者可能会出现异常的大脑精神活动，表现为反应迟缓以及各种程度的精神抑郁^[49]。因此对饮酒人群中的酗酒患者进行筛选，并对酗酒患者的思维或精神状态进行评估，对于慢性酒精中毒的预防和戒酒治疗，具有较好的研究意义。

目前对酗酒的评判依据主要基于对受试者心理或精神状态的定性分析，例如经常出现间歇的记忆力丧失；人际交往中的不合群现象；需要通过大量饮酒来解决睡眠障碍或者心情紧张问题；表现有脸部毛细血管破裂，皮肤潮红，声音嘶哑，双手颤抖等特点。在实际应用中，上述评判手段的可操作性并不高。因为一方面定性特征具有较强的主观因素；另一方面酗酒疾病与其他疾病在定性症状上存在较大的重叠性，例如睡眠障碍等；而且前述的部分症状是在患者产生严重慢性酒精中毒时，其神经系统遭受到严重损害后才会出现的，因此不利于对酗酒患者的及时干预治疗。此外，脑部CT及fMRI也被应用于慢性酒精中毒患者诊断中，但在临床应用中误诊率较高，部分明显出现慢性酒精中毒症状的患者在应用CT及fMRI的检查中没有出现明显异常^{[50][51]}。

由于酒精的亲神经物质特性，因此其对身体的影响首先是作用于神经系统。长期酗酒将导致神经系统长时间受到抑制，从而出现反应迟缓、精神抑郁等负面效果，随后影响身体的其他功能器官，引起人体的生理和心理疾病。因此，选用合适的与神经系统相关的对象作为诊断依据，将有利于提高酗酒患者确诊的客观性和准确性。众所周知，皮层脑电是近年来大脑思维、功能以及神经类疾病相关研究中的重要神经生理数据。在大脑意识任务分类、识别以及睡眠分期、麻醉深度等方面的脑电研究已有一些有意义的结果^[52-54]。脑电研究领域的部分研究结果已向商业、医疗等实际应用方向发展，如基于脑-机接口的电动轮椅、基于脑电的癫痫诊断方法，充分证明了脑电用于意识识别、健康检查的有效性。因此本文考虑采用对人体无损采集方式的皮层脑电信号，研究受试者在执行相关思维意识任务时，各导脑电信号特征对酗酒者及非酗酒者的辨识度。

目前，国内外对于酗酒及慢性酒精中毒相关的脑电研究处于起步探索阶段，其中研究方法多为频域方法。例如有研究应用功率谱密度研究酒精对脑电的影响，通过分析饮酒过程中脑电信号在各阶段的变化情况，揭示了酒精摄入量与身体平衡性、协调性降低之间的关系；

还有研究对酗酒者认知脑电能量的头皮分布规律展开了讨论^[29],发现由于长期受到酒精影响,酗酒者在进行思维意识任务时,其头皮脑电的能量分布情况与对照组存在有效的区别。但正如前所述,频域分析法一方面较为片面,无法提取脑电信号中时域信息,另一方面受到算法本身的局限,在针对具有非平稳非线性等特点的脑电信号分析中受到较多限制。

分类器的引入提高了对酗酒人群与非酗酒人群脑电信号的区分效果。印度A.Shahina等人利用加权线性倒谱系数(Weighted Linear Prediction Cepstral Coefficients)提取脑电特征,应用神经网络对视觉诱发刺激实验中两类人群的脑电信号进行分类,在提取脑电信号高维空间非线性特征的基础上得到了较好的分类效果^[55]。Islamic Azad大学M. R. N. Kousarrizi等人以Haar小波分析提取的脑电特征为基础,比较了支持向量机以及神经网络在上述脑电信号区分中的优缺点^[56]。

本文选用非线性动力学方法中的复杂度分析法来评估在执行特定思维意识任务时,酗酒者和非酗酒者在大脑意识活跃状态上的差异性,从而为后续酗酒者的预警、干预或治疗效果评价提供客观依据。

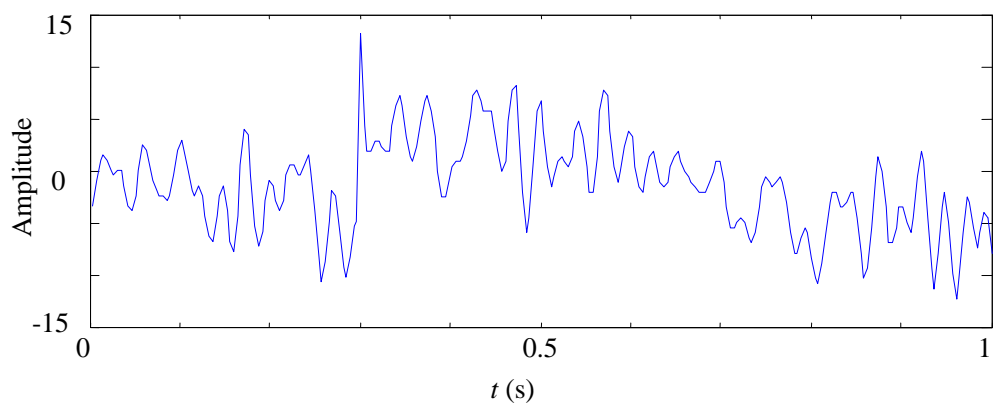
3.2 数据来源

本章研究所采用的皮层脑电数据来源于美国加州大学欧文分校进行的一项慢性酒精中毒脑电实验。数据库中记录了酗酒组与对照组在受视觉刺激条件下的皮层脑电信号。实验电极按照 10-20 标准放置,采样频率为 256Hz。每次实验中,按顺序向受试者显示两幅图片,受试者对两幅图片是否一致进行判断,并以鼠标按键的方式提交判断结果,信号采集在第二幅图片显示后开始记录受试者脑电,采样时间为 1 秒。图片来自 Snodgrass and Vanderwant 图片集。去除含有 error 标识的实验结果后,本章选择了 50 个酗酒者以及 50 个对照组受试者的实验数据进行分析。其中每名受试者均有相同图片刺激及不同图片刺激。

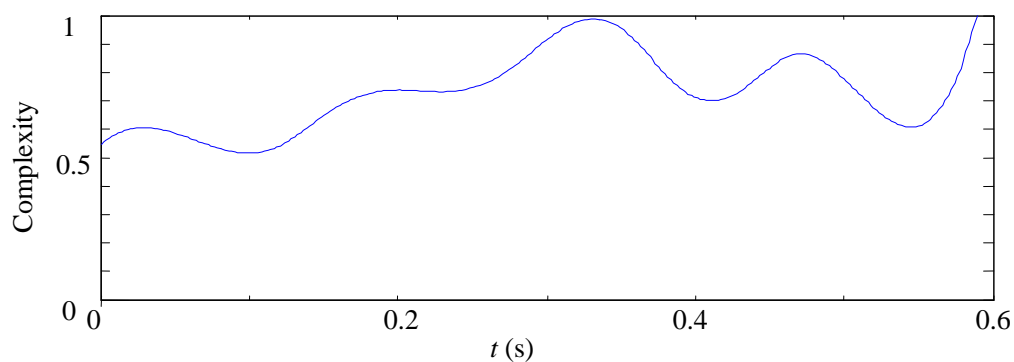
3.3 数据分析

3.3.1 视觉刺激脑电复杂度分析

选用KC复杂度研究酗酒意识活动状态的评估方法,取窗宽为100个采样点,步长为10个采样点。以对应大脑视觉功能区的O1电极数据为例,如图3.1所示,子图(a)来自某一受试者在此电极上采集到的脑电图,横坐标为采样时间,纵坐标为相对于参考电极的电极电压幅值;子图(b)为对应于该脑电信号的KC复杂度变化示意图,其中图中横坐标对应于所分析窗口中第一个采样点的采样时间,纵坐标为该窗口脑电信号的复杂度。从子图(b)可以看出,在0.2秒后脑电复杂度出现明显上升,表明此时大脑处于活跃的意识状态。图3.2为大脑左侧各主要功能区对应电极的脑电复杂度曲线示意图,可以看出,与逻辑、视觉、运动相关的功能区所对应的电极Fp1、F3、C3、O1,其脑电复杂度在0.2秒之后有较为明显的上升波段,而与意识实验无关的电极,如对应大脑听觉功能区的T3、T5电极的复杂度则无明显波动。



(a)受试者O1电极上的脑电图



(b) 对应的KC复杂度曲线示意图

图3.1 来自O1电极的脑电复杂度示意图

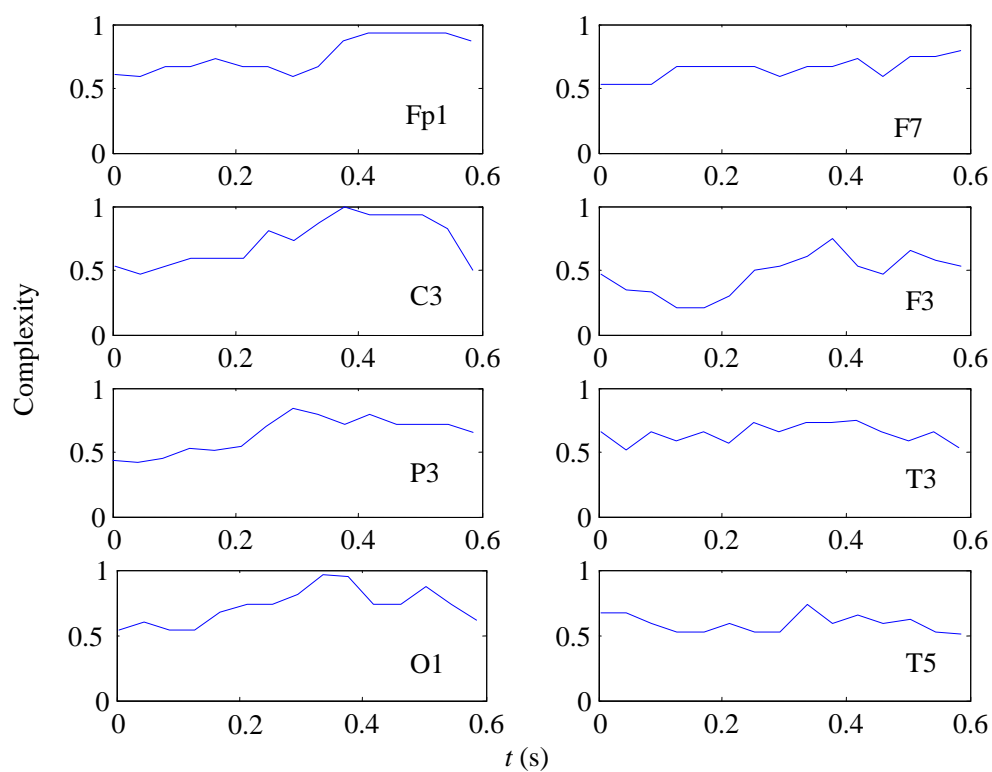


图 3.2 来自其他电极的脑电数据 KC 复杂度曲线示意图

0.2秒可以看做一个大脑的反应期，在反应期过后，大脑开始对图片是否相同开始进行思考判断，并通过运动区神经向手部传达鼠标点击命令。思考的过程以及运动区神经传递运动指令的过程中。与平时相比，大脑相关脑区的神经元在脉冲发放上的活跃程度提高，反映在脑电的非线性特征上表现为复杂度升高，即0.2秒之后相关电极的复杂度出现了明显的上升段。

3.3.2 不同组受试者在视觉刺激下脑电复杂度分析

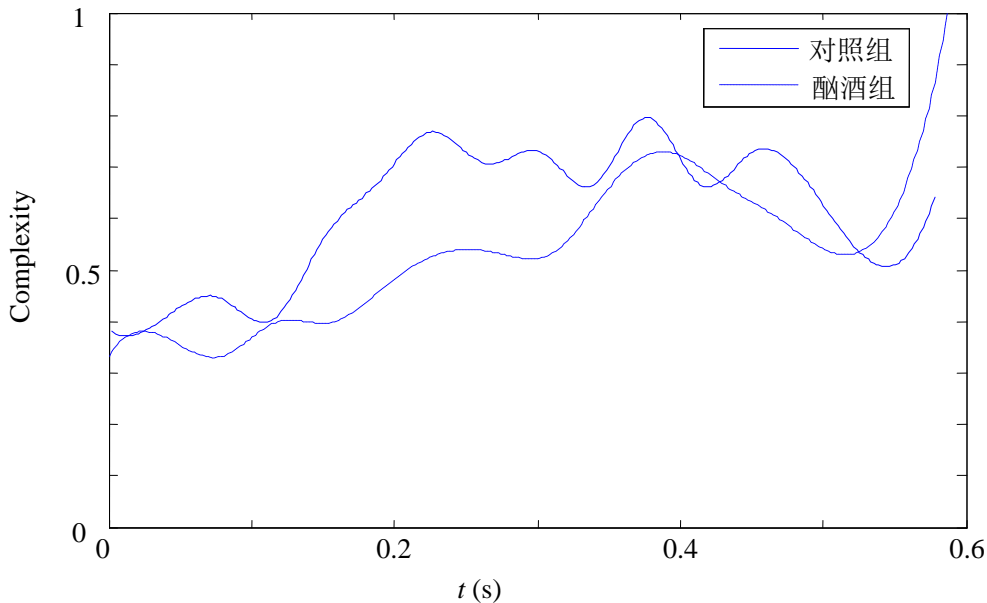


图 3.3 酗酒组与对照组的脑电复杂度对比图

图 3.3 为实验中两名受试者 O1 电极脑电复杂度对比图，其中实线为对照组受试者脑电复杂度拟合曲线，虚线为酗酒组受试者脑电复杂度拟合曲线。两幅图中可以看出在 0.2s 后明显的复杂度上升趋势，但酗酒者的上升开始时间与正常人相比略晚。若在复杂度曲线中，存在窗口与其之后的第三 3 个窗口复杂度的比值小于 0.65，则记该窗口第一个采样点所对应的时间为复杂度上升时间。实验中，76% 酗酒者反应时间为非酗酒者的 1.1 倍以上，其中有 15 人延迟现象较为明显，其反应时间是非酗酒者的 1.5 倍以上。这是由于神经系统受到酒精影响，致使反应速度降低，而随着酒精影响程度的加深，该影响也愈加强烈。

综上，在实验中，大脑对图片的分析判断过程主要集中在第二幅图片出现后 0.2s~1s 之间，在判断过程中，大脑的复杂度升高。另外，对实验中所出现的视觉刺激，大脑反应部位主要集中在枕部、前额以及头顶运动功能区。

如图 3.4 所示，为一酗酒者与一对照组受试者在不同窗宽情况下的脑电复杂度示意图。图中横坐标为窗内第一个采样点的采样时间，窗宽步长均为 10 个采样点，纵坐标为复杂度，图中虚线为酗酒者脑电数据，实线为对照组受试者数据。图 3.4 共选取了三种窗宽做对比分析。从图 3.4 中可以看出，随着窗宽的增加，两名受试者脑电复杂度区别逐渐增大。在刺激响应期间，大脑意识整体上表现为较为活跃的状态，但在各微小时间片段间，如每个 100ms 的片段间，活跃程度会出现波动，这一波动的外在表现为复杂度的波动，如图 3.3(a)所示。窗

宽的增加能够减小这类波动的影响，而使不同受试者意识活跃程度在整体上的差异表现得更加明显。对比图 3.4 各子图，可以发现随着窗宽的增加，两受试者的脑电区别越加明显。这种区别在实验的两组受试者数据中普遍存在，基于此，在之后的分析中，将受试者脑电数据中 0.2s~1s 间 204 个采样点的数据作为整体，分析其复杂度，并观察两类受试者间的区别。

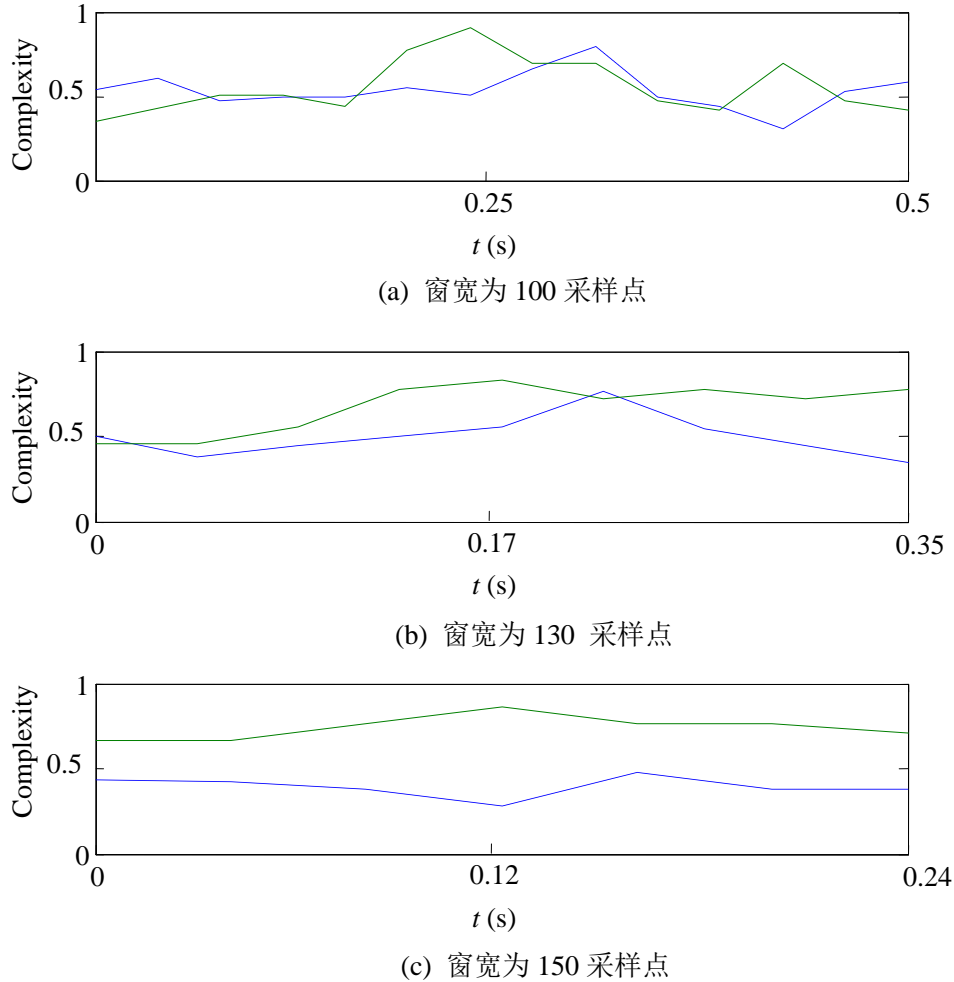


图 3.4 不同窗宽下脑电复杂度示意图

3.3.3 相同图片刺激下脑电复杂度分析

在实验中，当显示的两幅图片完全相同时，大脑意识活跃程度与图片不同时略有差异。若图片不同，且差异较小时，则需要的思考更多，判断难度更大。针对这一区别，本文在分析中将出现相同图片的实验与出现不同图片的实验分别进行讨论。依据之前结论，重点观察受试者脑电 0.2s~1s 间的 O1 电极的脑电复杂度。

选取 50 名受试者的脑电信号加以分析，其中酗酒者 25 人，对照组 25 人。图 3.5 所示为实验中出现两幅相同图片时，受试者在 0.2s~1s 期间 O1 电极上脑电复杂度。图中横坐标为样本序号，纵坐标为样本脑电复杂度，‘o’为酗酒者数据，‘*’为对照组数据。图中可以看出，由于酗酒者的神经系统经常受到酒精的抑制，神经思维活动受到一定的影响，在总体表现上，酗酒组复杂度略低于对照组。虽然在整体统计上两组样本存在差异，但在针对个体的分析中，尚不能通过相同图片刺激下的脑电 KC 复杂度对两组受试者进行较好的区分。

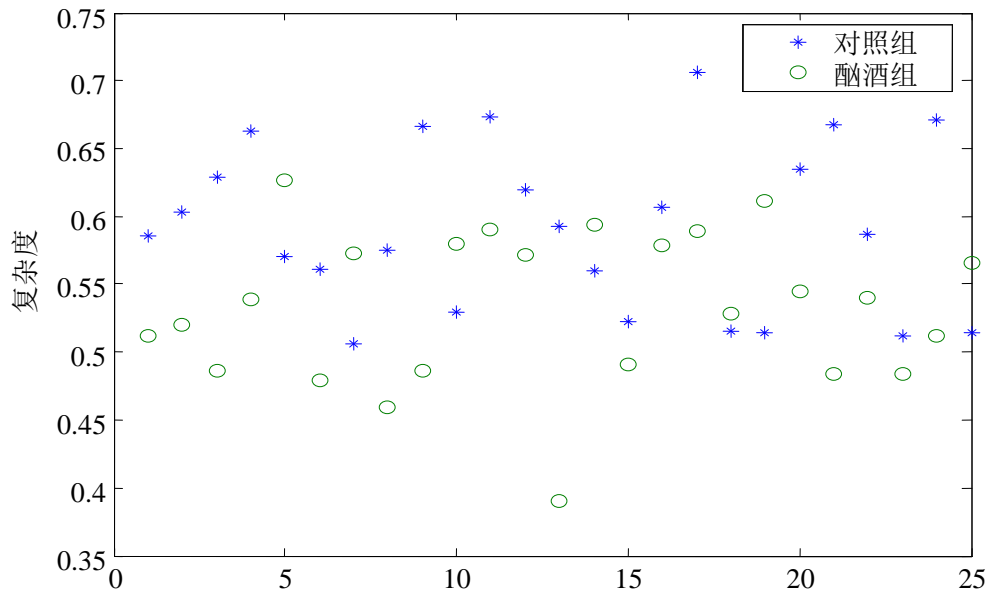


图 3.5 相同图片刺激下脑电复杂度分布图

3.3.4 不同图片刺激下脑电复杂度分析

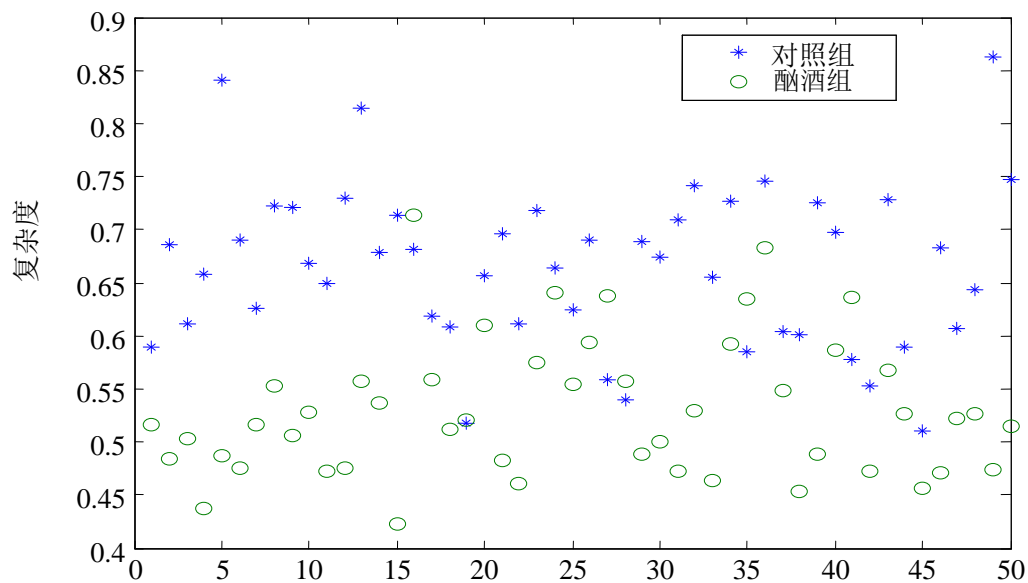


图 3.6 不同图片刺激下脑电复杂度分布图

当实验中出现两幅不同图片时,受试者在 0.2s~1s 期间 O1 电极脑电复杂度如图 3.6 所示。在受到不同图片视觉刺激时,受试者思维意识活跃程度加大,随着对图片的关注程度提高,相应区域神经元会出现持续放电状态。对比图 3.5 与图 3.6,可发现两组实验中,不同图片刺激下的脑电复杂度略高于相同图片刺激下的情况,而对照组与酗酒组的脑电复杂度差别有所拉大。在相同图片刺激下只在统计意义上有所区别,而在不同图片刺激下,两类受试者的脑电复杂度呈现出较为明显的两层结构。应用 K 均值分类方法,分类准确率达 87%。

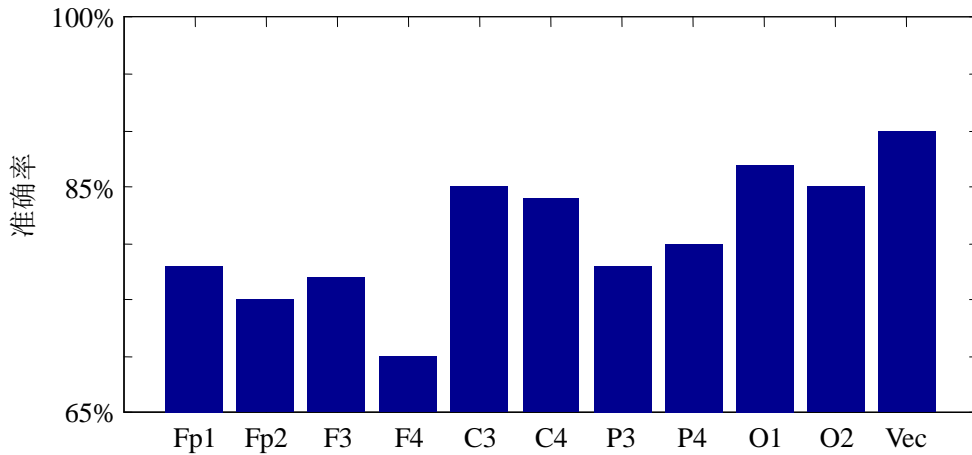


图 3.7 基于各导脑电复杂度的酗酒者识别准确率

以其他各导电极脑电的复杂度为依据，区分实验中酗酒者与非酗酒者的准确率如图 3.7 所示。图中可以看出，O1，O2，C3，C4 部分电极区分度较高，其中 O1，O2 为视觉功能相关电极，而 C3、C4 为运动功能区相关电极，两部分电极与实验中图片刺激及点击鼠标活动有较大关联。为提高区分度，本文选用图 3.7 中所涉及的 10 个电极的脑电复杂度构成特征向量 Vec，并运用 K 均值进行分类($k=3$)，识别准确率达 90%。虽然与单一电极分类中最优的分类正确率(O1 电极下分类正确率 87%)相比有所提高，但其应用的数据量及计算量远大于单一电极，在进一步的研究中可就去冗余信息做更深入的讨论。

参考酗酒者认知脑电能量的头皮分布^[29]中所涉及方法，计算受试者 P5、P6、P7、P8、O1、O2、PO1、PO2 电极 α 波能量，进行归一化处理，得到 α 波能量在各电极的分布百分比，并将该百分比组成特征向量。所得特征向量表现了参考论文中脑电能量分布特性，以该特征向量为依据进行 K 均值分类，识别准确率为 74%。相比较而言，本文方法所提取的脑电特征具有更优的分类效果。

3.4 小结

本章提出了应用脑电 KC 复杂度作为区分酗酒者与非酗酒者的依据，为慢性酒精中毒的诊断提出了新的方案。在算法应用中讨论了算法参数、电极选择、实验范式对分类效果的影响，并在对比分析中得到了适合此类区分的参数配置。在观察中发现在相对较为简单的思考任务中，酗酒人群脑电复杂度与无酗酒史的人群略有区别，具有统计意义，但尚不能够作为个体是否酗酒的判断依据。酒精对神经系统抑制影响在这一实验中虽有所体现，但区别较小。在相对复杂的意识任务中，酒精危害的影响得到更加充分的表现，两类人群脑电复杂度分为较为明显的两层。这与酗酒者的通常表现较为相符，在通常的日常生活中，轻度酗酒人群与常人没有太大分别。而在高压条件下，或对紧急情况的快速反应中，酗酒人群更容易出现错误判断、行为异常。对于分类错误的样本，一部分是由于较强的个体差异造成。由于职业、年龄、经历的不同，样本间注意力、反应速度、大脑活跃程度均存在较大差异。因此，若作为成熟的慢性酒精中毒辅助诊断方法，需综合考虑个体各种因素，以提高辅助诊断的准确率。

第4章 基于 EEG 差值二值化的意识障碍患者分类研究

4.1 引言

意识障碍患者主要分为两类^{[57][58]}，植物人和最低意识状态患者。所谓“植物人状态”，是指在严重脑损害后病人长期缺乏高级精神活动的状态，对外界刺激毫无反应，不能说话，肢体无自主运动，眼睛可无目的地转动，貌似清醒，实则昏迷，医学上称之为“持续性植物状态”，俗称“植物人”。最低意识状态患者在表现上与植物人极为相似，但实际上，植物人唤醒难度极大，成功恢复的案例都被称为奇迹，而最低意识状态患者由于存在意识，通过及时治疗，恢复清醒的可能性很高。相当一部分意识最低状态患者由于被误诊为植物人，错过了实施有效治疗的时机而错过了最佳唤醒时机。为防止误诊，病人入院后都要进行严格的检查分析以区分植物人患者和最低意识状态患者。分析方式的一般参考由多种衡量标准，包括有 CRS-R（昏迷恢复量表）评估，还要进行功能磁共振评估、心电检查以及脑电图检查等。即使如此，误诊率仍高达 40% 左右，故亟需更加有效的评估参考标准以辅助医生鉴别这两种病人。脑电信号是人类大脑意识活动在生理电信号方面的最直接表现，通过多年脑电与脑意识联系的研究，现在已经能够肯定脑电信号可以反映大脑的意识活动，如运动想象、打腹稿、心算等。在此类研究的基础上，国内外对意识障碍患者类别区分方法的研究逐渐从以行为、心电等为评估依据转移向以脑电为主要依据做判别。

目前以脑电为评估标准的鉴别方法中，多数注重脑电的频率特性已经波形特性上，如固定频段的频率峰值、节律波形的幅值^[59]。目前医院中大多使用此类方法，但从较高的误判率来看，效果并不理想。这主要是由于脑电信号本身非线性非平稳信号的特点所导致的，线性方法如（频率特性）本身的原理基础使得其在分析此类信号时受到很大的限制。最新的研究表明，基于非线性理论的复杂度分析对脑电意识状态评估有一定的适用性^[21]。神经元动作电位变化是大脑活动基础。脑电信号是大量神经元电位变化在头部的集中，其复杂度反映了神经元的活跃程度，从侧面反映了大脑的意识活动。在传统基于复杂度理论的意识障碍患者意识状态研究中，粗粒化方法较为单一，通常依据经验选取中值二值化方法对脑电信号进行重构，得到反映脑电信号绝对幅值特性的符号序列。这一过程虽然满足了复杂度算法要求，将脑电信号转换为符号序列，但却舍弃了脑电信号中局部波动相关信息。本文认为，这种局部波动信息与意识状态活跃程度的关联性更高，更能体现思维活动引起的神经元脉冲放电与安静状态时的不同。因此本文针对粗粒化过程中存在的缺陷，提出针对脑电信号波动剧烈程度细节的差值二值化粗粒化方法，进一步探索意识障碍患者复杂度特性，从而为意识障碍患者类别的区分标准的选择提供参考。

4.2 粗粒化方法

复杂度分析的对象为有限符号组成的符号序列，特别是由“0”，“1”信号所组成的时序序

列。其计算结果反映该符号序列的复杂程度。脑电是一种连续的生物电信号，在应用复杂度理论提取脑电信号中的信息时，需对脑电信号进行粗粒化处理，也就是将采样得到的脑电信号转换为由 0 和 1 元素组成的符号序列。

传统的粗粒化过程，包括基于信号序列均值的方法以及基于信号序列中值的方法，前者认为脑电信号来自于一种拓扑对称的非线性系统，即系统可以划分为两个完全对称的子系统，是一种对脑电信号理想化的近似手段。后者则考虑到了脑电信号可能来自于非拓扑对称的非线性系统，因此在粗粒化的过程中需考虑系统的动态特性，也就是阈值的选取并不一定满足对称性。但由于上述两种方法针对的是皮层脑电信号的绝对幅值，因此无论是采取静态阈值还是动态阈值，都将丢失脑电信号中大量的局部波动或细节信息。而本文认为这些局部波动蕴含了能够反映大脑意识活跃状态的丰富信息，因此本文提出了新的基于差值二值化的粗粒化方法。

对于脑电信号 $x(n) = \{x(1), x(2), \dots\}$ ，记

$$m_1 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x(i) \quad (4.1)$$

$$m_2 = \frac{1}{2}(x_{\max} + x_{\min}) \quad (4.2)$$

$$Ax(i) = |x(i) - x(i+1)| \quad (4.3)$$

$$m_3 = \frac{1}{2}(Ax_{\max} + Ax_{\min}) \quad (4.4)$$

记 $y(n)$ 为脑电信号经粗粒化过程后，重构成的二值化序列，则均值二值化序列 $y_1(n)$ 为则均值二值化序列 $y_1(n)$ 中

$$y_1(i) = \begin{cases} 1 & x(i) > m_1 \\ 0 & x(i) \leq m_1 \end{cases} \quad (4.5)$$

中值二值化序列 $y_2(n)$ 中为

$$y_2(i) = \begin{cases} 1 & x(i) > m_2 \\ 0 & x(i) \leq m_2 \end{cases} \quad (4.6)$$

差值二值化序列 $y_3(n)$ 中为

$$y_3(i) = \begin{cases} 1 & Ax(i) > m_3 \\ 0 & Ax(i) \leq m_3 \end{cases} \quad (4.7)$$

以一段来自意识障碍患者的 100ms 脑电信号 $x(i)$ 为例，通过不同的粗粒化方法得到的符号序列，如图 4.1 所示。其中 $Ax(i)$ 为差值序列，差值序列反映了相邻两采样点间幅值变化程度，在一定程度上反映了原脑电信号局部变化的剧烈程度。例如对于所选脑电信号 20ms 至 30ms 这一区间，存在较为明显的波动情况。在均值二值化序列 $y_1(i)$ 和中值二值化序列 $y_2(i)$ 中这一波动并未被很好的描述出来，而差值二值化序列 $y_3(i)$ 对原脑电信号此类信息有较好反映。这是因为前两种粗粒化方法侧重于原序列中各点偏离均值和中值的情况，而差值二值化反映了原序列中相邻两点间的差异情况，更容易捕捉到脑电信号局部波动情况的信息。

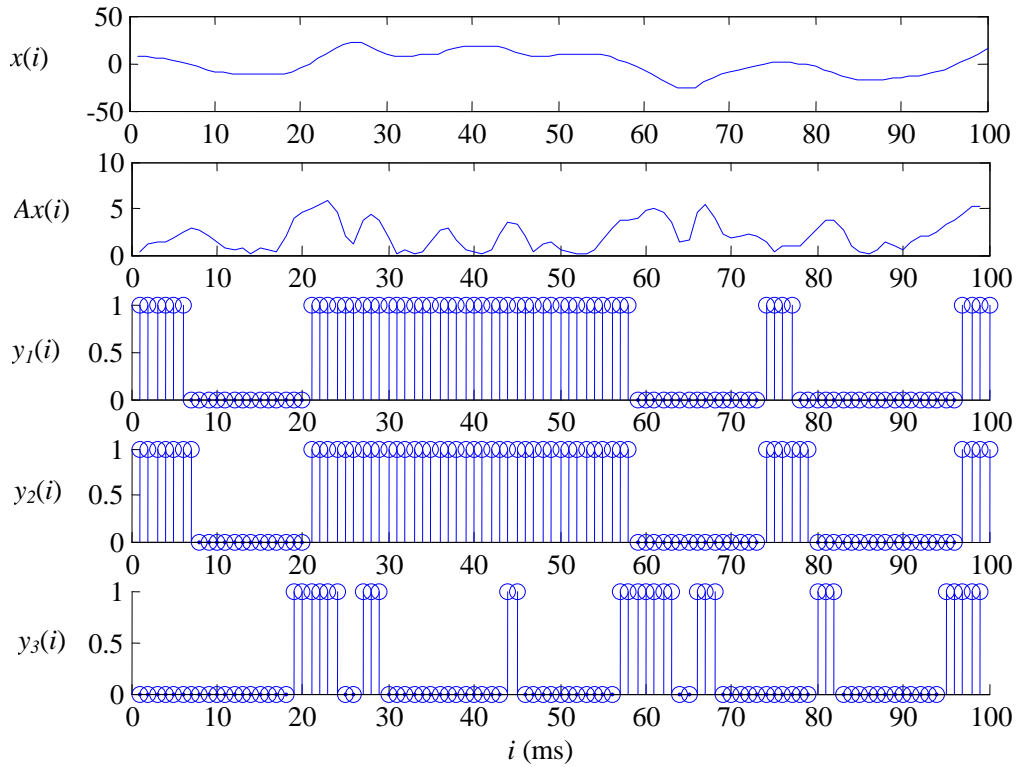


图 4.1 基于不同粗粒化方法的脑电符号序列输出示意图

4.3 脑电采集及分析

4.3.1 脑电采集

本实验在杭州武警医院采集了 15 名意识障碍患者病人的唤名刺激脑电。采集频率为 1000Hz，刺激时刻出现在开始采集后的 0.5s 处。电极位置选择的国际标准位置中的 A1、A2 以及 T3 电极点位，采集同时滤掉 50Hz 工频干扰，并以 $(A1+A2)/2$ 为参考滤掉同步噪声。由于唤名刺激会对大脑听觉部分产生影响，因此选择位于大脑听力区域的 T3 电极数据做分析。采集分为两组：

A 组：采用多次唤名刺激方式，即一次采集过程中，对同一意识障碍患者进行多次唤名刺激，唤名间隔 6 秒，唤名 8 次后结束采集过程。

B 组：采用单次唤名刺激方式，即采集过程中，对意识障碍患者只进行一次唤名刺激便结束采集过程。

15 名患者中，对 3 名患者进行了多次唤名刺激脑电采集，12 名患者进行了单次唤名刺激脑电采集。

4.3.2 数据处理

脑电信号的复杂度反映了大脑一段时间内波动的复杂程度以及其包含的信息含量，间接的反映了大脑在这一段时间内的意识活跃程度。在应用复杂度分析脑电信号对刺激的响应时，首先对数据按照一定的窗宽和步长进行分窗处理，之后对各窗口内数据进行粗粒化处理并计算其复杂度，观察唤名刺激前后复杂度是否存在明显变化。以差值二值化情况下 KC 复杂度计算为例，根据单次唤名刺激前后共 1.5 秒的脑电数据得到的 KC 复杂度曲线图，如图 4.2 所

示,其中窗宽 300ms,步长 10ms。图中纵坐标对应以某一时刻为起点的窗口内序列的复杂度,刺激时刻出现在图中 0.5s 处。可以看出,在刺激发生前,患者脑电的复杂度较为平稳,维持在 0.5 附近,刺激发生后出现了较大的波动,其峰值远高于刺激前平稳状态下复杂度情况。其中第一次较为明显的峰值为 0.65,第二次较为明显的峰值为 0.7,超出平时水平 30%~40%。从图中还可以观察到,刺激后的波谷也较刺激前低。本文认为第一个峰值的出现是由于单次唤名刺激本身,是大脑对外界刺激的一种本能反应;而第二个峰值的出现则是由于患者大脑对外界刺激进行了思维意识活动,可能与记忆和情感等大脑高级功能有关。

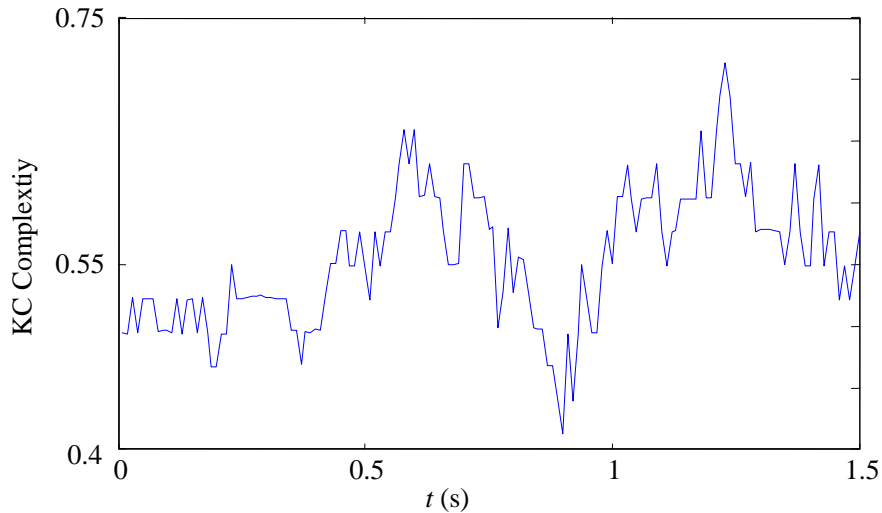
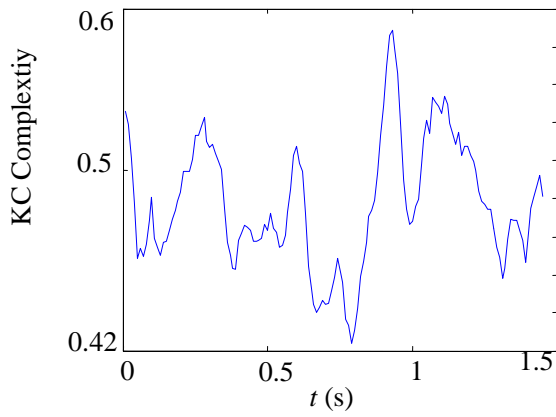


图 4.2 单次唤名刺激脑电复杂度曲线

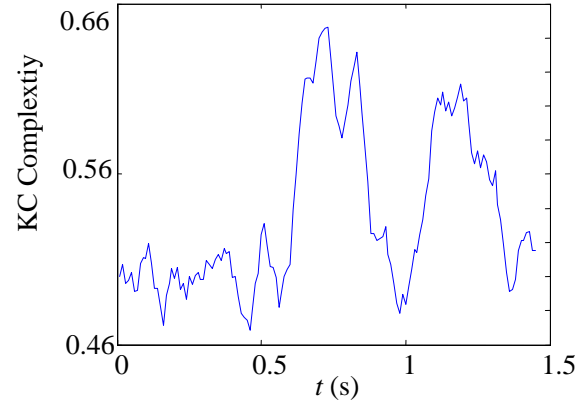
脑电信号主要来源是脑神经细胞的动作电位变化,大脑意识活动主要由神经细胞的生理变化以及神经细胞间通过动作电位的变化传递信息完成。因此,大脑的意识活跃程度在脑电信号中必然会有所反应。从图中可以看出,复杂度与大脑意识活跃程度有较为密切的联系。复杂度的变化反映了患者脑电的无序程度,从而能够间接的表明大量脑神经细胞由思维任务的不同导致的不同生理反应。在平时,患者大脑处于平静状态,此种状态下大脑意识保持一定的活跃程度,例如维持身体的正常运转。相应的,此种情况下患者的脑电复杂度只在相对较小的范围内波动。而当患者受到唤名刺激后,正常的大脑会接受到这一刺激,并产生一系列的思维活动以对该刺激产生反应,脑电复杂度 0.5 秒后的剧烈波动正是由该思维活动引起的。

4.3.2.1 多次唤名刺激下脑电信号复杂性研究

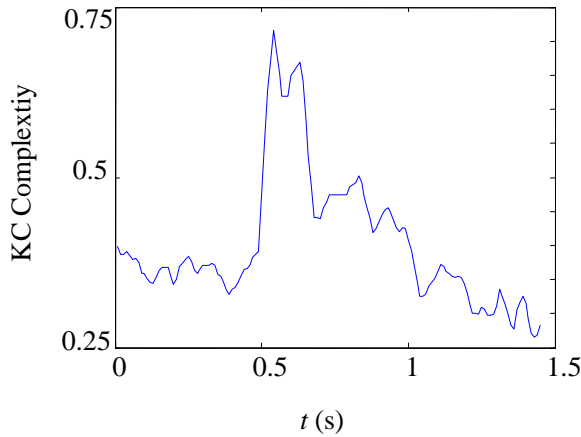
为研究脑电复杂性反映意识障碍患者意识活动的有效性,首先对单人多次刺激方式,即 A 组的脑电数据进行了分析。实验中,步长在[1, 200]间取值,窗宽在 [80, 500]间取值,观察各意识障碍患者 T3 电极脑电信号的 KC 复杂度拟合曲线变化情况。图 4.3 为样本 A1 在步长取 10ms,窗宽取 300ms 时,4 次刺激前后 1.5 秒的脑电 KC 复杂度曲线图,其中粗粒化方法为差值二值化。



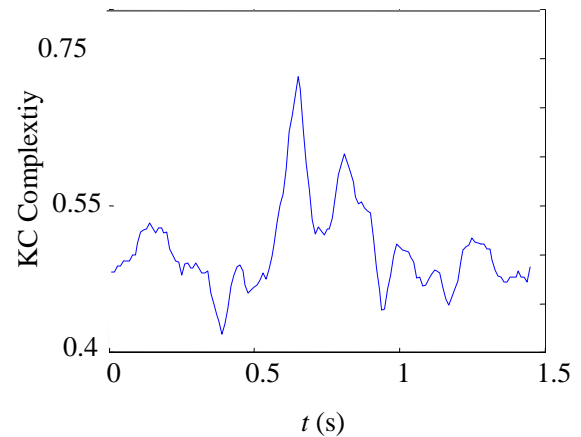
4.3(a)



4.3(b)



4.3(c)



4.3(d)

图 4.3 样本 A1 唤名刺激下脑电复杂度变化图

如图 4.3 所示，在刺激之前，即每幅图中 0~0.5s 时间内，复杂度变化并不大，而且基本都是在 0.4~0.55 之间波动，表明在未受刺激时，脑电复杂度相对比较稳定。在样本 A1 受到唤名刺激时，复杂度会出现两种情况：一种是唤名刺激并不会引起脑电复杂度的变化，如图 4.3(a)，复杂度无论在刺激时刻 0.5s 之前还是之后，都是在 0.5 附近波动；第二种情况是如图 4.3(b)、4.3(c)、4.3(d)所示，唤名刺激使脑电的复杂度提高，从平时的 0.5 附近升高至 0.6 至 0.7 之间。而在响应刺激之后，大脑活跃程度重新恢复至平时的水平，相应的，复杂度也逐渐恢复到平时的 0.4~0.55 之间。经统计，在样本 A1 的全部 8 次唤名刺激中，有 6 次刺激引起了脑电复杂度的上升。此外，从图 4.3(b)、和 4.3(d)可以看出，复杂度的变化并不一定是刺激一出现就发生的，有时会有一定的延迟，这可能是由于受到了大脑对刺激反应时间以及意识活跃程度的影响。进一步观察 A 组中的另两个样本，样本 A2 和样本 A3。样本 A3 的情况与样本 A1 相似，大部分的唤名刺激都使复杂度较平时状态的提高了 20%到 30%，而样本 A2 中，各次刺激前后脑电的复杂度均没有发生太大起伏。从样本 A1 和样本 A3 的结果可以看出，唤名刺激后大脑神经元响应变得更加活跃，在头皮处表现为复杂度的升高。至于并不是每次刺激都会使脑电复杂度出现变化，这有可能是因为意识障碍患者大脑意识处于封闭状态，并不能对每一次唤名刺激都做出反应。而样本 A2 可能是由于受创区域以及昏迷程度过深的缘

故,无法对该唤名刺激产生大脑意识反应,从而无法观察到刺激引起复杂度明显变化的情况。

4.3.2.2 单次唤名刺激下脑电信号复杂性研究

为了避免个体差异的影响,进行了 B 组实验。并在数据处理过程中,进行对不同二值化方法以及不同复杂度计算所得结果的对比。

表 4-1 差值二值化下样本特征表

样本 编号	CF	DC1	DC2	样本 编号	CF	DC1	DC2
B1	0.343	60.3%	-18.1%	B7	0.616	15.9%	-51.1%
B2	0.350	75.1%	-13.7%	B8	0.389	56.3%	-9.6%
B3	0.447	13.6%	-49.8%	B9	0.485	48.3%	3.17%
B4	0.457	53.6%	8%	B10	0.678	12.7%	-15.6%
B5	0.406	34.1%	-11%	B11	0.618	9.7%	-23%
B6	0.417	55.8%	9.7%	B12	0.424	61.3%	21.3%

首先在同样选择 KC 复杂度计算方法下,讨论不同二值化方法对结果的影响。由于受到刺激后,复杂度出现变化的时刻不固定,故计算中重点观察刺激前 0.5s 内的复杂度均值 CF,和刺激后 1 秒内复杂度峰值 CP 和谷值 CV。表 4-1 中记录了差值二值化方式下的 CF、峰值相对变化率 $DC1=(CP-CF)/CF*100\%$ 、谷值相对变化率 $DC2=(CV-CF)/CF*100\%$ 情况。

对比观察表中各项特征参数可以看出:

(1)对比个样本 CF 参数,能够发现个体之间差异较大,不同的意识障碍患者在平静的时候,脑电复杂度存在明显差距,说明对于不同的个体,平静时神经细胞电位变化的活跃程度不同,这是由于患者平静时大脑意识活跃程度的不同导致的;

(2)通过各样本间 DC1 的对比可以发现,12 个样本中,有 8 个样本的 DC1 值超过了 30%,说明这 8 个样本在受到刺激后,KC 复杂度有了明显的提高,与 A 组实验中样本 A1、A3 的表现相同,进一步印证了复杂度理论可以描述意识障碍患者大脑意识活跃程度,以及唤名刺激能够提高患者大脑活跃程度的结论;

(3)样本 B3、B7、B10 以及 B11 的 DC1 值较低,通过进一步观察可以看到 B3 和 B7 的出现了较大谷值变化率,即刺激使 B3 和 B7 的脑电复杂度出现了大幅下降的情况,这种情况有可能由于唤名前大脑就处于一种比较混乱的意识活跃状态,而唤名刺激使意识障碍患者短暂的集中注意力,意识活动呈现了一定的逻辑性,从而降低了皮层脑电的复杂度,对于 B11 和 B12,有可能是由于昏迷程度引起的大脑无法响应唤名刺激,也有可能仅仅是对一次唤名刺激缺乏反应。总体来说,12 个样本中,有 10 个样本在刺激前后脑电复杂度出现了较为明显的变化,但变化的形式不尽相同。

表 4-2 均值二值化与中值二值化结果对比表

样本 编号	均值二值化			中值二值化		
	CF	DC1	DC2	CF	DC1	DC2
B1	0.469	11.8%	-13.9%	0.479	10.5%	-11.9%
B2	0.462	9.5%	-11%	0.464	9.8%	-7.7%
B3	0.459	12.4%	-10.4%	0.462	16.9%	-11%
B4	0.344	17.2%	-42.8%	0.367	28.7%	-47.2%
B5	0.354	24.8%	-67.7%	0.315	23.1%	-52.6%
B6	0.321	48.7%	-50.3%	0.347	73.7%	-3.5%
B7	0.335	47.3%	-18.2%	0.35	40.6%	-25.2%
B8	0.42	24.3%	-21.6%	0.573	27.1%	-12.3%
B9	0.45	33.7%	-27%	0.449	16.8%	-7.7%
B10	0.413	7.6%	-13.4%	0.429	8.1%	-15.7%
B11	0.417	9.4%	-9.2%	0.513	4.5%	-10.2%
B12	0.445	35.5%	-50.4%	0.398	30.1%	-27.4%

表 4-2 中记录了均值二值化与中值二值化方式下 KC 复杂度的 CF、DC1 和 DC2 的情况。从表中可以看出，大部分样本的复杂度及其在刺激前后的变化情况在均值二值化与中值二值化方式情况下相近，部分样本出现了刺激使 KC 复杂度出现较大变化的情况，而且多数出现明显高于刺激前复杂度均值的峰值。另外，通过表 4-1 和表 4-2 中各样本的横向对比可以发现：(1)部分样本，如样本 B1、B2，在差值二值化下 KC 复杂度出现了明显变化，但在另外两种二值化条件下，刺激前后没有出现明显的上升下降情况；(2)对于样本 B10 和 B11，3 种情况下都未出现明显变化。从对比的结果来看，差值二值化重构脑电信号生成的与原信号局部波动特性联系紧密的符号序列，更适合基于复杂度分析的意识障碍患者意识状态研究。表 4-1、表 4-2 中样本 B10、B11 以及 4.3.2.1 节中样本 A2 的分析结果中，在受到单次刺激，甚至多次刺激时，上述样本脑电复杂度均未有明显变化。这种结果并不能说明患者完全无意识，或对刺激完全没有反应。这种情况的形成原因可以有很多，如部分感官无法接受相应刺激致使相应信号无法传达到大脑；又或者局部脑组织受损严重，无法响应该类刺激，但负责其他类如想象、逻辑等功能的区域仍完好，这样情况下，大脑对某一种类、甚至是多种刺激都很可能接收不到或不能做出反应，但仍可以有想象等意识活动。

表 4-3 记录了差值二值化下，字长取 11 时 C1、C2 复杂度的 CF、CP 和 CV 的情况。从表 4-3 中可以看出，无论是 C1 还是 C2，唤名刺激前后复杂度变化都很小。从统计上来看，这种范围的变化意义不大。比较而言，差值二值化下 KC 复杂度更能够反映出植物人患者大脑对唤名刺激的反应情况。

表 4-3 C1、C2 复杂度处理结果对比表

样本	C1			C2		
编号	CF	CP	CV	CF	CP	CV
B1	0.421	0.439	0.414	0.701	0.701	0.682
B2	0.441	0.525	0.436	0.686	0.683	0.633
B3	0.506	0.536	0.443	0.661	0.683	0.641
B4	0.479	0.489	0.451	0.653	0.677	0.647
B5	0.488	0.490	0.449	0.66	0.685	0.633
B6	0.455	0.551	0.44	0.677	0.682	0.645
B7	0.572	0.633	0.515	0.647	0.674	0.637
B8	0.552	0.586	0.533	0.654	0.670	0.634
B9	0.536	0.581	0.512	0.656	0.663	0.635
B10	0.558	0.563	0.506	0.650	0.674	0.635
B11	0.553	0.587	0.515	0.643	0.653	0.631
B12	0.568	0.567	0.488	0.653	0.664	0.632

从实验结果来看，大部分意识障碍患者脑电的 KC 复杂度在唤名刺激前后有较为明显的变化。这种变化反映了大脑内部神经细胞的放电的活跃程度，从侧面反映了脑意识的活跃程度在刺激前后的变化。下一步的研究中可以考虑应用复杂度理论评价不同治疗方案的有效性。另外，个体间脑电复杂度存在差异。考虑到意识障碍患者患病原因、受创程度以及恢复状况的不同，个别的例外的出现应属于正常。另外，之前的研究和本文的实验结果均发现大多数意识障碍患者的脑电复杂度在刺激前后有较为明显的变化，但对于刺激不能引起复杂度变化的患者，不能够确定其在受刺激时一定没有意识活动，对于这一点，仍需进一步的研究来完善。

4.4 小结

本章提出差值二值化粗粒化方法，对脑电信号波动特性进行提取，进而计算其复杂度，弥补传统方法中粗粒化方法的不足，丰富了现有理论在脑电分析领域中的应用方式，对基于复杂度理论的脑电信号分析方法提供了改进思路。本章实验中所得结论为植物人意识状态诊断及治疗方案有效性判断提供了新的客观依据。

第 5 章 基于 EEG 多尺度边际谱分析的精神疲劳研究

5.1 引言

个体在长时间保持精神集中或缺少休息时，会产生生理性的精神疲劳。在精神疲劳时，身体的各项机能会明显降低，出现反应速度下降，注意力不稳定等现象。在各行各业几乎都存在着精神疲劳带来的危害，例如在航空业，管制员工作量的不断增大，很容易形成精神疲劳，从而引起指挥和操作的错误。而对夜间守夜的管制员，更加容易疲劳，出错几率也更大^[60]。在交通运输中，疲劳驾驶引发的交通事故所产生的危害十分严重^[61]。在部队，士兵也会因精神疲劳状态而导致反应速度下降，命中率严重降低。正如前述，由于精神疲劳将引起人们工作或学习效率的下降，甚至还会影响到人们的生活质量，因此精神疲劳预警系统研发受到了越来越多的关注，而其中精神疲劳状态的客观评估无疑是该系统的核心。

近年来，生理性精神疲劳检测的常见应用对象为长途驾驶人员，检测的方法一般可分为行为识别法（如在驾驶时，对车辆车速、油门、车道偏移进行监测）、身体特征识别法（如观察瞳孔大小、头部与躯干的倾斜角等）、心电监测和脑电监测四种^{[62][63]}。行为识别法主观性很容易造成误判。身体特征识别法基于机器视觉与图像处理，对成像光源要求较高，对于长途驾驶的工作环境，疲劳预警系统很容易失灵从而产生误报和漏报。心电监测和脑电监测则相对较客观，能够避免人为因素对疲劳检测的影响。而针对精神疲劳来说，显然脑电检测的方式更加适合。脑电信号作为人脑思维的一种外在表现，可以用来评估大脑意识活跃程度，将其作为生理性精神疲劳状态评价的一种脑电特征。随着研究的深入，脑电信号的实际应用开始逐渐增多，如神经系统疾病的诊断、用脑-机接口(BCI)实现与外界的通信与控制。采用脑电信号用于精神疲劳检测，相较于采用测量瞳孔大小、观察眼睛注视位置等方法，有更高的可行性^[64]。

目前已有学者应用信号分析理论对精神疲劳相关的脑电特征提取进行了研究。清华大学相关研究小组采用样本熵和功率谱熵对精神疲劳脑电进行了分析。分析结果表明，与清醒时相比，疲劳时脑电的样本熵和功率谱熵有明显降低^[65]。

采用脑电信号进行疲劳检测时，关键就在于区分正常脑电与精神疲劳脑电。脑电信号处理中通常用到傅里叶变换、短时傅里叶变换及小波变换等。Hilbert – Huang 变换是由美籍华人 N. E. Huang 等于 1998 年提出的一种针对非平稳非线性信号的处理方法，在想象运动脑电分析中已经有了初步应用。与其他常用方法相比，HHT 在脑电信号分析应用中表现出了较好的适应性。例如，傅里叶变换只能处理线性非平稳信号，小波变换虽然在理论上能处理非线性非平稳信号，但时间算法中却只能处理线性非平稳信号，脑电信号由其自身的特点决定它是典型的非线性非平稳信号，而 HHT 变换正是针对这种信号的处理方法。目前，HHT 由于其具有完全自适应性，且无需预先选择基函数，因而受到了脑电分析领域的关注。

在 HHT 在脑电分析领域的应用中，一大类是以边际谱分析为基础的^{[66][67]}。与傅里叶变

换的频谱相比,傅里叶变换得到频谱表明在一段时间内,存在具有频谱所示能量大小的正/余弦信号,该信号在这一段时间内从始至终始终存在;而 HHT 边际谱是描述的是瞬时频率在该时间窗口内的积累,该频率的信号可能只是在该窗口内的某段时间或某个时间点处存在,而未必是在整个窗口内都有。因此,边际谱能够更准确的描述信号,尤其是非平稳信号的实际频率成分。但由于窗口的引入,时间窗口的窗宽需人为的设定,致使边际谱缺少了自适应性。目前脑电信号的边际谱分析中,窗宽多是根据经验设定,或根据实验比较的结果选择。不同窗宽下的边际谱特征代表了脑电信号不同尺度下特征。当窗宽设定相对较窄时,其边际谱特性反映了信号小尺度特征,反之当窗宽设定相对较宽时,其边际谱特性反映了信号大尺度下的特征。当人为设定单一窗宽进行脑电信号边际谱特征提取时,相对的就只提取了脑电信号单一尺度下的特征。本章将多尺度分析方法引入脑电信号 HHT 边际谱分析中,采用等比窗宽提取多尺度下脑电信号边际谱特征,更加充分的利用了脑电信号中所蕴含的生理信息,为进一步特征提取打下坚实基础。

5.2 多尺度 HHT 分析方法

尺度与客观事物的空间属性和时间属性密切相关。事物的本身属性以及观测事物时所采用的方式方法均涉及到尺度。从研究领域来说,尺度主要指在研究对象时所使用的空间单位及时间单位。尺度选取的重要性以及多尺度分析的有效已受到广泛关注,如生态种群观察领域,地理景观规划领域,图像识别领域等。尤其在图像识别中,多尺度、多分辨率识别方法被广泛的应用于特征提取、相似度分析、去噪等研究,并取得重要成果。在脑电信号分析中,多尺度分析概念目前主要体现在小波分析中。利用小波多尺度分解、重构等技术,研究人员在左右手想象运动、心算等思维任务以及癫痫等疾病类相关的脑电研究取得了重要突破。但如前所述,利用小波分析时,其基函数选择仍需人工选取,难以达到自适应的标准。

作为生物电信号的一种,脑电信号具有较强的瞬时特性。此时的瞬时特性应理解为短时间内的特性,即生物信息表现为短时间内的生理电信号特征。对于时序生物信号而言,如心电、肌电等,单独一个采样点并不能表明其生物体实际生理状态。如心电信号分析中,其分析的最小单元为 QRS 波群。如果信号中不具备完整的 QRS 波群,则无法明确的确定该生物的生理信息。脑电信号亦是如此,但与心电信号不同的是,脑电信号复杂程度更高。目前,脑电分析领域尚没有明确的脑电信息单元的定义。为了获取脑电信号的短时特性,引入了 HHT 的边际谱分析方法。边际谱中每一窗宽内的信息片段相当于一个信息单元,以此来分析脑电信号中所携带信息,或提取携带特定信息的脑电信号特征。在各个独立的研究中,边际谱的积累窗宽设置不尽相同。不同的窗宽对应于不同的尺度,若窗宽选择的过窄,观察尺度过小,有可能无法包含完整的脑电信息片段,进而无法对特定信息进行良好的识别。反之,过宽的窗宽,观察尺度过大,则导致边际谱信息中短时特性被大量其他信息的时频特性所掩盖,同样无法有效提取蕴含特定信息的脑电特征。因而尺度的选择是 EEG 边际谱分析中的一个不可忽视的重点。

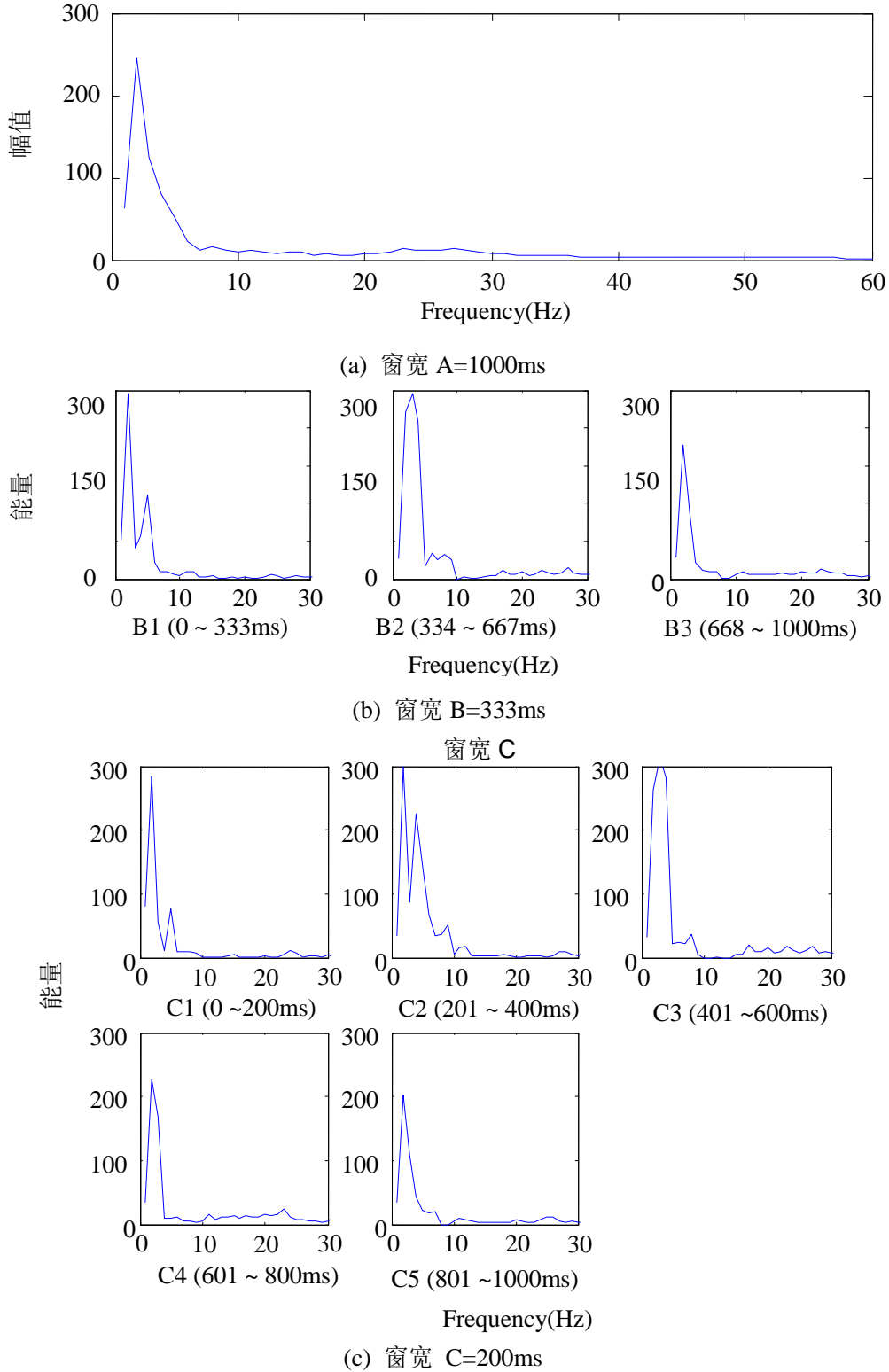


图 5.1 多尺度脑电边际谱示意图

多尺度分辨是指在不同尺度下，对信号进行分解，进行时域局部化，以得到信号在各尺度上的有规律性的信息。以一段 1000ms 长度的脑电信号 $x(t)$ 为例，选取三种窗宽： $A(1000\text{ms})$ ， $B(333\text{ms})$ ， $C(200\text{ms})$ 。根据窗宽的不同， 1000ms 的脑电信号分为 1 个 A 窗，或分为 3 个 B 窗，亦或 5 个 C 窗。如图 5.1 所示，为不同窗宽划分下，各窗口所对应的脑电边际谱，其中横坐标下方的时间表示该窗口所覆盖的时间段。根据窗宽的不同，同一段脑电信号可以观察

到不同的边际谱特性。以窗宽 C 划分时,对比观察 C1、C2、C3 三个窗口,能够发现 3Hz 附近频率的能量在 0ms 至 600ms 区间存在一个较为明显的上升过程。对比观察 B 窗的前两个边际谱,也可以发现类似过程。但反映到大尺度的 A 窗边际谱中时,这一过程由于窗宽的过宽而被掩盖,从而无法识别,即小尺度下的特征,在大尺度观察中没有得到体现。另外,在大尺度的 A 窗中,能够得到在总体上 α 波段(8~13Hz)的能量相对较低的结论,但在相对小尺度的 B 窗和 C 窗中,个别窗口的边际谱 α 波段能量会有一定的起伏,如 B2 窗口。这表明,不合适的窗宽、尺度选择将导致特征提取的困难,甚至使某些时频特征无法被识别,而分析中对多尺度下的特征进行融合,无疑能够更充分利用信号所含信息,有利于提取更具区分效果的特征。

针对边际谱的此种缺陷,本章提出的多尺度边际谱分析方法,采取等比窗宽设置对脑电信号进行多尺度特征提取。对本章研究对象疲劳脑电分析时,首先根据之前步骤得到疲劳脑电的时频谱。而在边际谱计算过程中,采取等比窗宽设置的多尺度计算方法,计算不同尺度下的边际谱。

5.3 实验设计及脑电采集

本章所用脑电数据取自 8 名在读研究生。8 名受试者均为右利手。受试者采集前 24 小时内,受试者不饮用或食用含有促使精神亢奋物质的药物或饮料,如咖啡、可乐等,以避免影响实验结果。另外,受试者在实验前充分休息,以保持清醒状态。采集系统为 Neuroscan EEG/ERP 系统,在采集时,受试者在独立脑电实验室,头戴脑电帽,电极采集位置包括 Fp1、Fp2、F3、F4、C4、P3、O1,参考电极为 A1, A2。采集频率 1000Hz。在采集数据之前,需对受试者的精神疲劳状况进行判断。目前国内外还没有完全成熟客观的精神疲劳等级评价体系,本文借鉴相关研究研究的经验^[68],采用自我评测和他人评测相结合的疲劳程度评测方法。

其中自我疲劳评测方式是让受试者填写自我疲劳评测表。如表 5-1 所示,自我疲劳评测表中将受试者的当前状态分为 3 个大项,包括身体状况、精神症状以及神经感觉症状,3 个大项又细分为 17 小项。例如精神症状大项下包括:1)头脑不清;2)思想不集中、厌于思考问题;3)焦躁;4)不想动、不想说话;5)困倦;6)对事物反应不积极。在填写自我疲劳评测表时,受试者根据自身状况,对照每一小项进行打分。打分规则按程度分别记为 1 至 5 分,1 分为没有所述状况,5 分为小项所述状况非常严重。判断疲劳等级时,总分 17~30 分时为清醒状态,31~60 分时为中度疲劳状态,60 分以上为严重疲劳状态。

他人疲劳评测方式为 5 名实验人员根据特定的疲劳评测项目,结合受试者当前的状态,分别独立对受试者进行疲劳评价,之后将评价结果汇总,取评价结果中多数人认可的疲劳等级为最终评价结果。他人疲劳评测项目如下:

- (1) 清醒:眼球状态活跃,精神集中,坐姿端正,对计算保持注意力;
- (2) 中度疲劳:眼球活跃程度开始下降,眼皮开始出现少许闭合趋势,打哈欠变得频繁;
- (3) 严重疲劳:眼皮有明显闭合趋势,目光呆滞,出现点头、摇头等抗拒疲劳的动作。

表 5-1 疲劳程度评测表

	问题陈述	没有	轻微	中等	严重	非常严重
身体 状况	头沉					
	头痛					
	全身懒倦					
	腰酸					
	肩膀酸痛					
	呼吸困难、气短、胸闷					
	口粘、口干					
	打哈欠					
	头脑不清					
	思想不集中、厌于思考问题					
精神 症状	焦躁					
	不想动、不想说话					
	困倦					
	对事物不积极					
神经 症状	眼睛疲劳、看东西模糊					
	眼发涩、发干					
	动作迟缓					

受试者：

实验中，当自我评测结果与他人评测结果相同，且都符合实验需求时，开始脑电信号的采集。实验在清晨进行第一阶段采集。在评测结果为清醒时，进行清醒脑电采集。清醒脑电采集结束后，进行采集的第二阶段。在第二阶段，首先应用软件对受试者进行促疲劳。软件随机生成一题 3 个两位数的加减法运算题并给出一个随机结果，受试者根据计算题目与结果直接的大小关系并选择相应符号。在促疲劳的过程中，每 30 分钟对受试者进行一次疲劳评测，当受试者的自我及他人评价均为中度疲劳时，进行中度疲劳脑电采集。之后进行第三阶段采集。第三阶段与第二阶段类似，继续进行促疲劳。当受试者的疲劳程度根据疲劳评测方法达到严重疲劳时，进行严重疲劳脑电采集。每次采集时间为 3 分钟，对所采集数据以 20s 时长为标准划分为独立的待评测样本，则 8 名受试者的实验共得到 216 个待评估样本，其中清醒状态、中度疲劳状态、严重疲劳状态样本各 72 个。

5.4 实验结果及讨论

5.4.1 脑电信号时频信息提取

为了获取脑电信号的瞬时特性，首先对非平稳的脑电信号进行经验模态分解，将其分解为多个窄带信号。以一段长度为 1s 的精神疲劳脑电信号 $x(t)$ 为例进行说明，经过 EMD 步骤，原脑电信号 $x(t)$ 被分解为 7 阶 imf 分量以及残余分量 r ，残余分量予以舍弃。原始信号 $x(t)$ 以及 7 阶 imf 分量分解示意图，如图 5.2 所示。EMD 分解过程完全在时域内进行，没有经过时频转换，原始信号可以通过各阶 imf 分量以及残余分量复原，并可以保证复原后的信号与原始信号相比没有任何失真情况，这表明 EMD 分解过程具有良好的完备性。

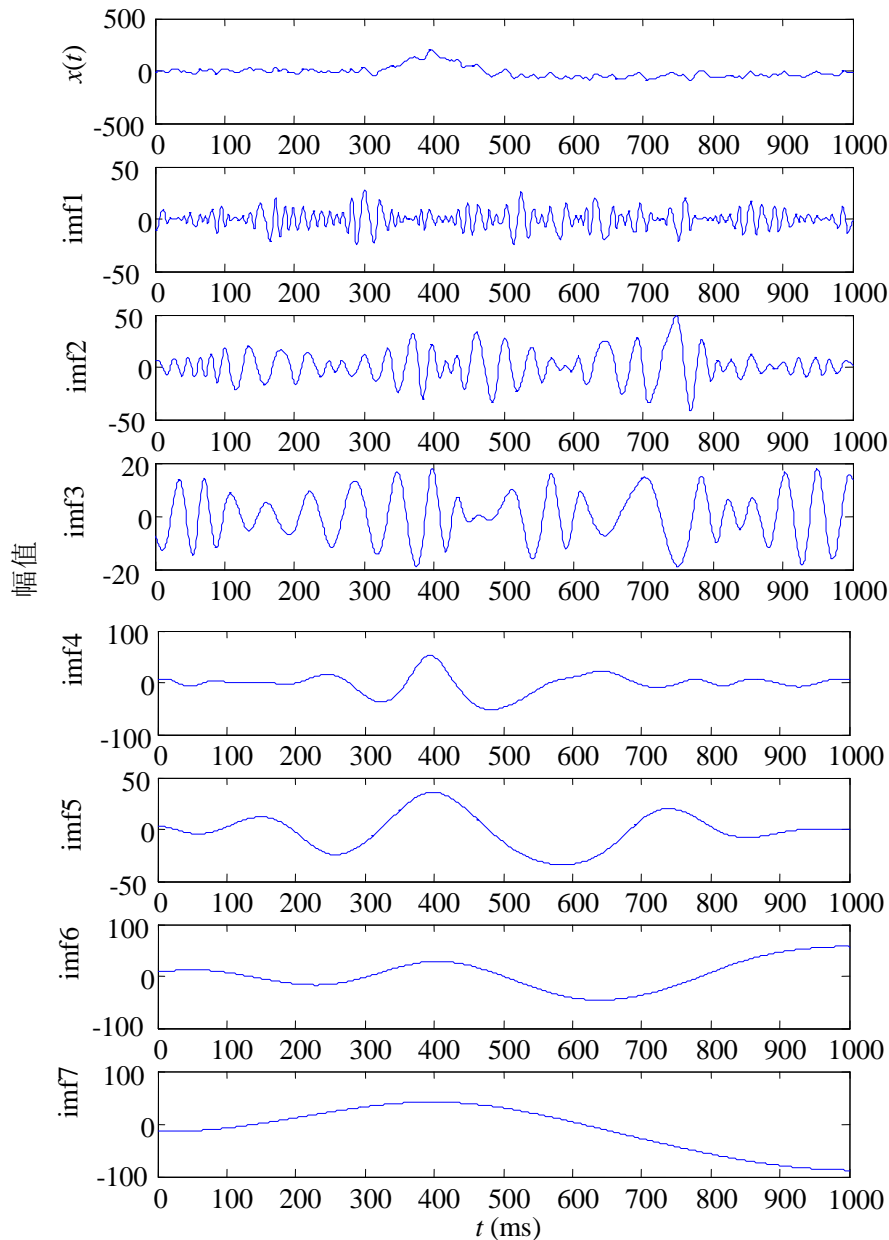


图 5.2 精神疲劳脑电 EMD 分解图

图 5.3 为各阶 imf 分量的频谱图，图中横坐标为频率，纵坐标为 1s 内各采样点瞬时频率中该频率分量的能量积累。可以看出 EMD 过程具有滤波特性，将原始信号分为了波段不同的各阶分量。虽然整体上各阶 imf 分量频谱间有部分交差的情况，但对于局部的频域特性而言，各阶 imf 分量仍然保持正交特性。另外，比较各阶分量能量分布情况可以发现，脑电信号频域能量主要分布在 0~60Hz 这一波段。

EMD 的分解过程，在保持信号完备性的情况下，将脑电信号分解为具有窄带信号特性的多阶 imf 分量，为之后的脑电信号瞬时特性提取打下了坚实的基础。针对具有窄带特性的脑电各阶 imf 分量，利用 Hilbert 变换求得描述脑电信号时频特性的 Hilbert 谱。如图 5.4 所示，为脑电信号 $x(t)$ 的时频谱。图中描述了原始脑电信号各采样点瞬时频率能量的分布情况。至此，完成了时域脑电信号向时频域的转换，成功的得到了脑电信号瞬时特性，为疲劳脑电特征提取工作做好了准备。

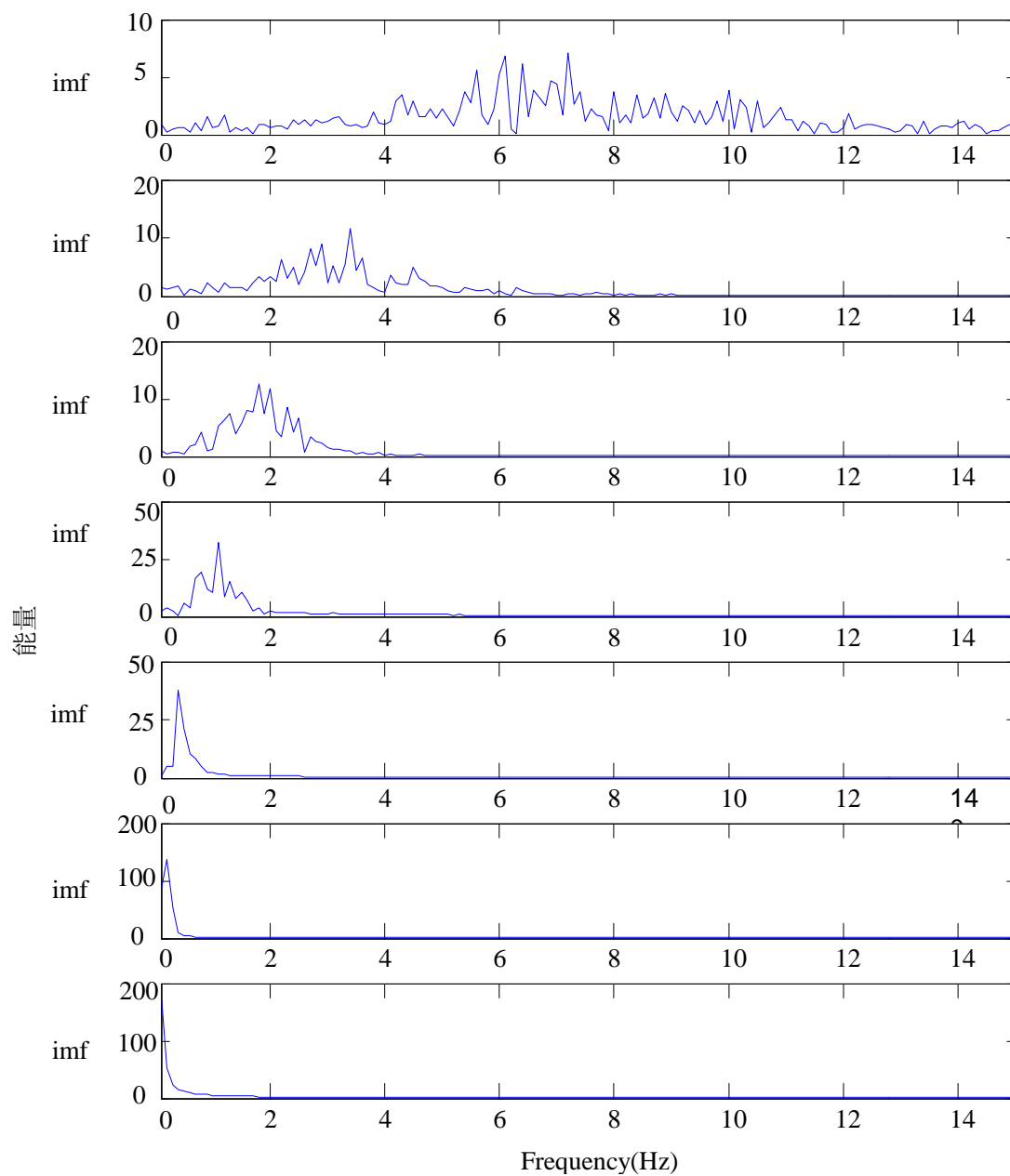


图 5.3 各阶 imf 分量的频谱图

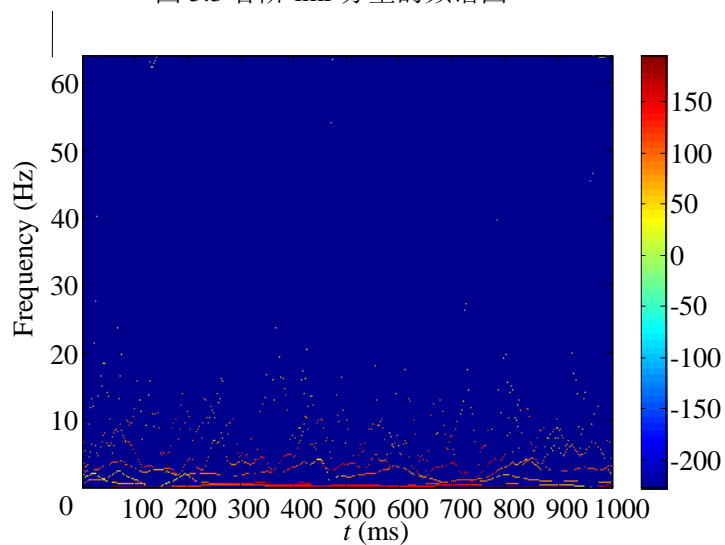
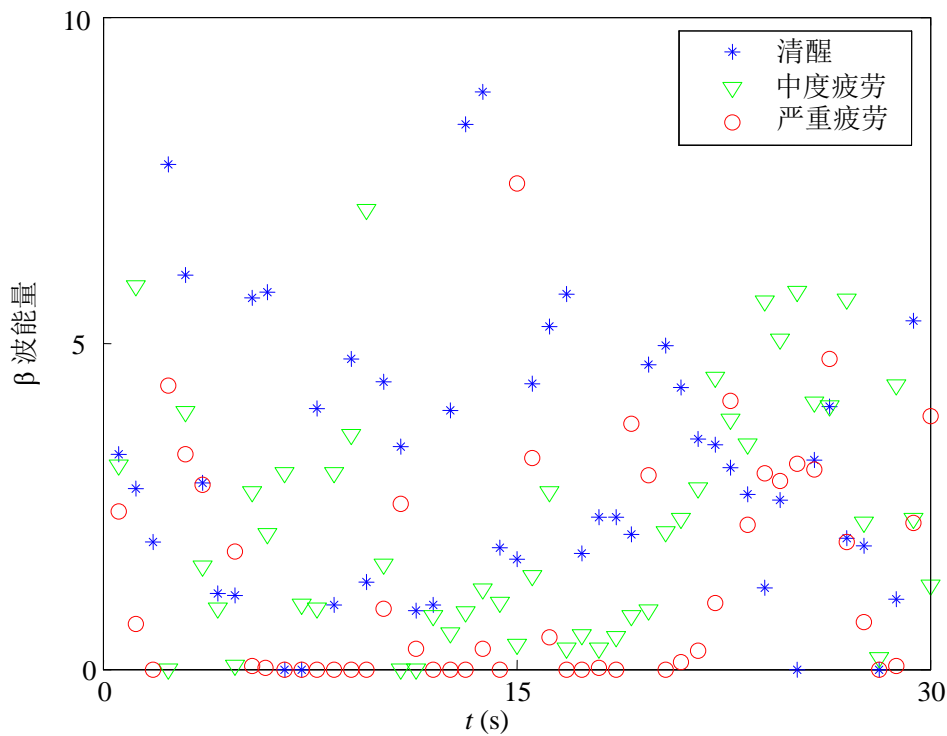


图 5.4 脑电信号时频谱

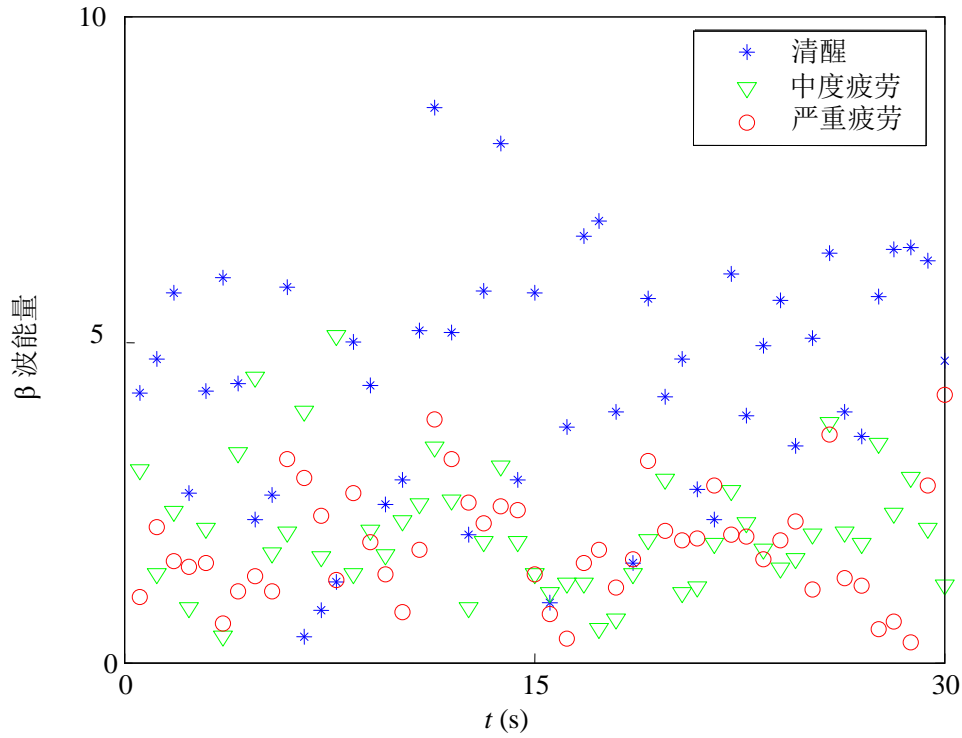
5.4.2 固定窗宽边际谱特性分析

以 FP1 电极上的皮层脑电数据为例，提取皮层脑电在 θ 波段(4~7Hz)、 α 波段(8~13Hz)以及 β 波段(14~30Hz)上的能量。本文首先以上述电极及各波段能量为特征，固定窗宽的边际谱方法对实验采集数据进行分析，以验证边际谱分析的有效性。

在该阶段，本文选取了两名受试者，分别标记为 S1 和 S2，取清醒、中度疲劳以及严重疲劳等三种精神状态下各 30 秒的脑电数据，以窗宽 600ms，步长 600ms 对数据进行边际谱分析。图 5.5 显示了受试者 S1 和 S2 在不同状态下其待评估脑电样本中 β 波能量分布，其中图 5.5(a)为 S1 的分布图，(b)为 S2 的分布图。图中横坐标为窗口内第一个采样点的采样时间，纵坐标为相对积累能量值，“*”对应于正常清醒状态，“ ∇ ”对应于中度疲劳状态，“o”代表严重疲劳。可以看出，整体上，清醒状态下 β 波能量要大于严重疲劳状态的，而中度疲劳能量分布在清醒和严重疲劳之间，这表明了边际谱分析方法的有效性。总体上来看，清醒状态和严重疲劳状态能够较为良好的区分，而中度疲劳状态则很难从其他两种状态中区分出来。这可能还是由于脑电采集实验时疲劳评测部分的缺陷，因为样本疲劳等级标记采用的是自我评测与他人评测相结合的量表法，虽然已经具有了一些评测标准，但仍然属于主观性的评测方法。因此作为样本疲劳等级标记中的中间状态，中度疲劳状态具有更大的不确定性。从图 5.5 也可以看出，清醒与严重疲劳之间的过渡状态识别较困难，而两种极端的状态相对容易识别。因此本章在后续分析中，主要讨论清醒状态和严重疲劳状态时脑电特征上的差异，即舍去中度疲劳状态的 72 个样本，对剩余 144 个样本做分类研究。



(a) S1 受试者 β 波能量分布与疲劳状态之间的关系示意



(b) S2 受试者 β 波能量分布与疲劳状态之间的关系示意

图 5.5 受试者 S1、S2 不同疲劳状态下脑电波中 β 波能量分布图

表 5-2 显示了以固定窗宽(窗宽 600ms, 步长 600ms)的边际谱分析方法, 分析各导电极脑电数据区分不同精神疲劳状态时的准确率, 其中 $Svec$ 为由待评估样本中各波段能量组成的特征向量, 模式分类方法选用最近邻法。可以看出, 虽然总体趋势上各种不同精神疲劳状态下, 边际谱有较为明确的区分, 但在具体到各个样本脑电信号片段的实际识别时准确率方面仍有待提高。

表 5-2 固定窗宽下各导脑电极边际谱特征分类正确率%

电极	Fp1	Fp2	C4	O1
特征				
α 波能量	73	64	65	54
β 波能量	78	67	65	61
θ 波能量	71	59	60	68
δ 波能量	69	56	58	64
$Svec$	82	71	68	70

5.4.2 多尺度际谱特性分析

对于脑电信号 $x(t)$, 先利用 HHT 转换为与原信号相对应的时频谱 $S(\omega, t)$, 之后按照不同尺度的窗宽 λ , 计算脑电信号 $x(t)$ 的边际谱。对于不同尺度下的窗宽 λ , 其边际谱描述了不同尺度下脑电信号的细节特性。

以某一受试者在精神状态良好时 C4 电极脑电数据 $exp(t)$ 为例, 时长为 1000ms。图 5.6 为该信号在不同窗宽下能量谱特性。图(a)为原始脑电信号波形图; 图(b)为窗宽等于 1000ms 时由边际谱分析得到的各波段能量积累柱状图; 图(c)为窗宽等于 500ms 时, 各窗口内各波段能量积累柱状图; 图(d)为窗宽等于 200ms 时, 各窗口内各波段能量积累柱状图。各柱状图下方

的标注表示该窗口所覆盖的时间范围。如图(c)左侧柱状图表示原信号 0~500ms 内各波段能量积累情况。可以看出：

(1) 在所选取的三种窗宽下， β 波能量始终大于 α 波段能量。

(2) 比较图(c)两个窗口各波段能量，可以看出，在 1000ms 内，各波段能量有所波动，而这种波动在分窗更加细致的图(d)中表现得更加明显。其中以 θ 波的波动最为明显。 θ 波与人的思维有紧密的联系，而在精神状态良好时，人思维较为敏捷，大脑思维意识活跃，故而能够在短时间尺度上表现出跳跃的状态。

(3) 在图(d)中，与视觉相关较为密切的 α 波能量在开始有过一次变化，而后，在所示 200ms~1000ms 这 800ms 时间内一直稳定同一水平。这主要由于实验采集时并没有明显的视觉刺激，受试者眼睛注视的目标只是偶尔变动一次，并且在相对较短的时间内，受试者精神疲劳状态相对稳定，所以没有像 θ 波段那样在小尺度窗口下出现连续的波动。

可见，各种尺度下所能够捕捉到脑电信号不同侧重点的特征。针对实验中的数据，本文选取窗宽 $\lambda_k = 25 \times 2^k$ 个采样点, $k \in [1, 2, 3, \dots, 6]$ ，来分析脑电特征。本组窗宽的设定，既考虑到了脑电信号在小尺度范围细节性的特征，又覆盖以秒为单位的大尺度总体特征。

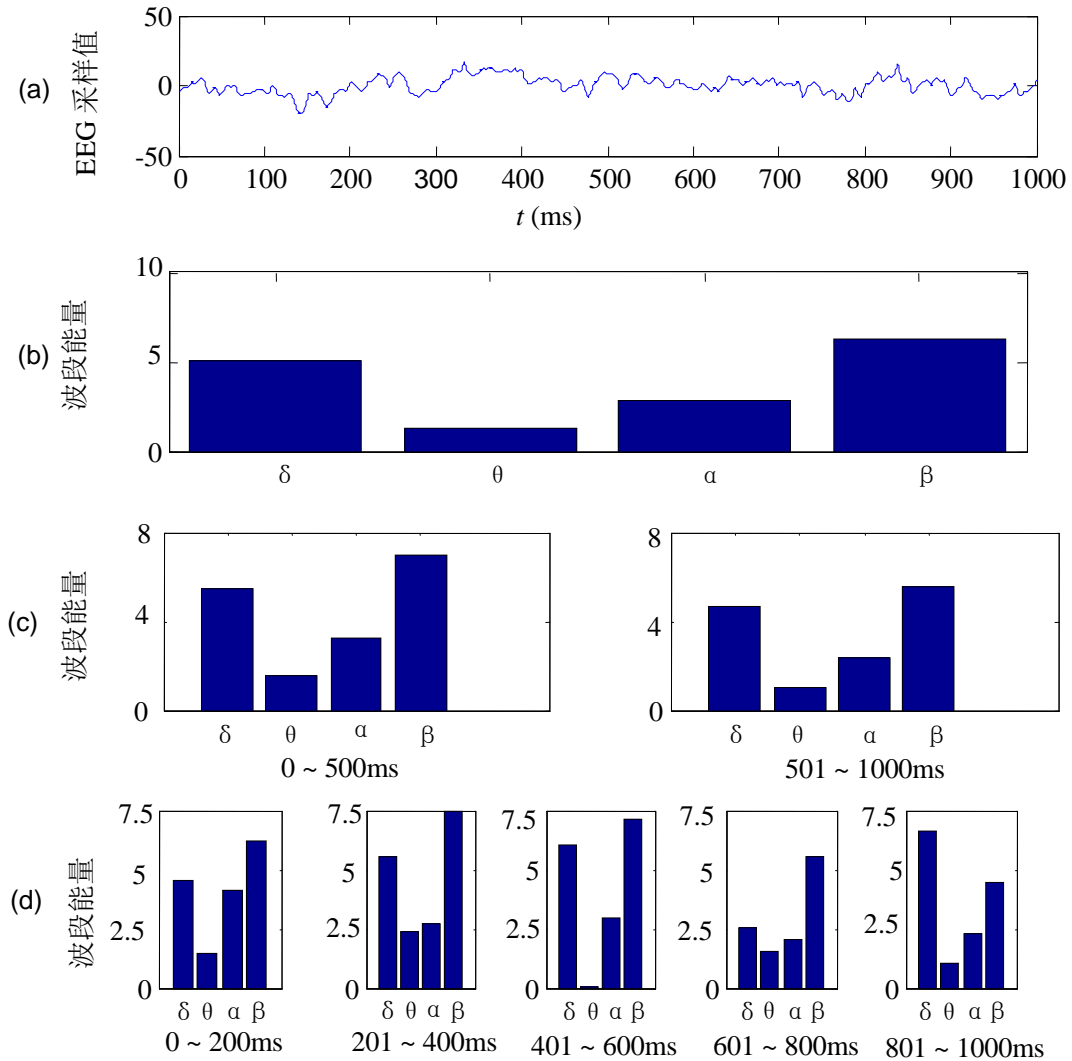


图 5.6 某一受试者精神状态良好时在不同窗宽下各波段边际谱特性

在对实验所采集的 144 个待评估样本分类时，以算法自适应为目标，避免人为参与最佳尺度及特征的选择，本文选用了支持向量机对实验采集数据进行自动分类。

考虑到算法效率，以 FP1 电极脑电数据为例，所提取特征向量 ξ 由脑电信号各窗宽下各波段能量组成。 ξ 计算方式如式(5.1)所示

$$\xi = [\eta_1, \eta_2, \eta_3, \eta_4, \eta_5, \eta_6] \quad (5.1)$$

其中 $\eta_i, i \in [1, 2, 3, \dots, 6]$ ，如式(5.2)所示，是由待测脑电数据在窗宽 λ_i 下各窗口特征值组成的特征向量，例如式中 η_α 是由在窗宽 λ_i 下各窗口 α 波能量构成的特征向量。

$$\eta_i = [\eta_\alpha, \eta_\beta, \eta_\delta, \eta_\theta] \quad (5.2)$$

本文选取径向基核函数支持向量机对数据进行分类，其中令误差惩罚参数 $C=0.125$ 、高斯核参数 $\sigma=0.5$ ，精神状态良好与精神疲劳状态下各取 12 个样本做训练，在上述窗宽设置下，分类正确率达 87.5%。

表 5-3 对比了不同尺度范围下的分类效果。可以看出，尺度跨度（最大窗宽与最小窗宽的比值）较大，窗宽选取覆盖尺度范围较广时，准确率较高；相对的，尺度跨度较小时准确率有所下降。另外能够看出，在尺度跨度相同时， k 的取值也能够影响分类效果。例如 k 取值范围为[2,6]和[1,5]时，虽然尺度跨度相同，但分类效果仍有区别。

表 5-3 不同尺度范围下分类情况对比表

k 取值范围	尺度跨度	准确率
[1,6]	32	87.5%
[2,6]	16	87.2%
[1,5]	16	84.9%
[3,5]	4	83.3%

基于多尺度分析的边际谱特征提取方法与窗宽固定条件下的方法相比，正确率有了较大的提高。这主要是由于承载了多尺度窗口下的脑电信号特征 ξ ，既包含了大尺度下脑电信号总体边际谱特征，又含有小尺度下脑电信号的细节特性，充分提取了脑电信号的时频特性。其中分类效果与尺度跨度、最小窗宽、最大窗宽的选择有较为密切的联系，这点可应用于疲劳检测系统的设计，选择更适合的尺度参数以减少计算量。与单一窗口下边际谱分析方法相比，多尺度 HHT 边际谱分析方法更加充分的提取了脑电信号的时频信息，为分类提供了更优的特征向量。

5.5 小结

本章提出了一种基于脑电信号多尺度边际谱分析的不同精神疲劳状态脑电信号分类方法。通过多尺度下边际谱特征提取，构成包含各尺度下脑电信号时频特征的特征向量，并以此为依据利用径向基核函数支持向量机对实验数据进行了分类，得到了较好的分类效果。与人为设定窗宽的边际谱分析方法相比，本文的多尺度边际谱分析方法避免了人为窗宽设定环节，具有良好的自适应性，充分提取脑电信号中各尺度下相关特征，对在前研究中的边际谱脑电分析方法进行了较大的改良。

第六章 总结与展望

由于皮层脑电在一定程度上能够反映大脑思维意识活动的过程和状态，而且从采集方式来看，皮层脑电的采集属于非侵入式手段，因此在以脑-机接口为代表的應用层面受到了持续关注，并取得一系列有意义的研究结果。但在脑-机接口的应用中，研究者可以自主选择范式，例如基于左右手想象运动，或者基于闪烁频率的视觉刺激等，因此从模式分类的角度来看，研究者通常会选择易于区分的范式，然后建立与脑-机接口应用模式对应的映射关系，而并不是真实地反映脑机接口的应用特性。本论文主要研究内容为改进现有脑电特征提取方法，通过大量仿真实验对意识活跃状态相关的脑电数据进行模式分类。针对脑电信号的非线性非平稳特征，通过对以往算法的研究和讨论，本文选用改进的HHT及复杂性测度提取脑电中所含的意识状态信息。

本文完成的研究工作总结如下：

(1) 在基于皮层脑电信号的酗酒者识别中，利用KC复杂度算法提取酗酒者在响应视觉刺激时的大脑意识活跃程度非线性特征，探索大脑神经系统受到酒精损害的酗酒者识别方法。研究发现，在两幅图片差异性识别实验中，酗酒者对刺激的反应速度明显慢于对照组。在做图片是否一致判断时，酗酒者脑电复杂度低于非酗酒者，并且在对不同图片进行判断时这一区别更加明显。根据这一特征，比较了各电极复杂度分类效果，结果表明O1、O2、C3、C4电极区分度较高，其中采用O1电极数据进行分类，准确率达87%。研究结果一方面表明了复杂度分析在大脑意识状态相关信息的特征提取中的有效性，另一方面也为慢性酒精中毒诊断及预防提供了新的客观有效的标准。

(2) 针对实验室自采集的意识障碍患者唤名刺激时的皮层脑电数据，提出差值二值化重构的粗粒化方法，结合复杂度理论对意识障碍患者的意识状态信息进行特征提取，捕捉意识障碍患者对唤名刺激产生的意识反应，进而提出判断意识障碍患者意识活跃程度的客观判断标准。本文对比了不同粗粒化方法（差值二值化、中值二值化及均值二值化）对基于KC复杂度的大脑意识状态脑电特征提取的效果。对比结果表明，对脑电局部波动情况敏感的差值二值化重构方法更适合意识障碍患者的脑电分析。之后，本文比较了KC复杂度与C1、C2复杂度在反映意识障碍患者听觉刺激下意识活跃程度的效果，结果表明基于差值重构的KC复杂度分析方法更适合意识障碍患者意识状态区分诊断，为基于复杂度的脑电分析方法改进提出了新思路。

(3) 针对脑电信号非平稳特性，本文提出基于多尺度分析的HHT脑电特征提取方法，改进了传统HHT边际谱分析时窗宽设定缺乏自适应性的缺陷，充分利用脑电信号中所包含的各种尺度时频信息。本文将改进的HHT方法应用于生理性精神疲劳脑电的分析中。首先，本文设计并进行了生理性精神疲劳脑电的数据采集实验，建立精神疲劳程度的主观评测量表；之后，本文利用改进的HHT边际谱分析方法对精神疲劳脑电进行了特征提取及分类。研究中比

较了精神疲劳脑电的各波段在多尺度分析下的特点,结果表明,在短时间内, α 波段边际谱特征变化较小,能够较好的反映受试者大尺度下的精神疲劳状态,而 θ 波段相比较而言更能反映受试者短时意识活跃状态特性。本文选取多尺度下各波段边际谱能量积累值组成特征向量,并利用SVM进行分类,取得了较好的分类效果,分类准确率达87.5%。

综上所述,本文选用HHT及复杂度分析方法,根据皮层脑电特点加以改进创新,成功提取脑电信号中大脑意识活跃状态相关的信息特征,在慢性酒精中毒、植物人意识状态诊断以及精神疲劳检查等意识活跃状态评估中进行了初步应用。展望论文后续工作,仍有较多问题亟待开展:

(1) 皮层脑电信号是神经系统经头骨、头皮等组织传递后在头皮处被采集设备所采集,其中含有大量噪声及眼电、心电等干扰,因此在去噪、去同步信号干扰方面仍需较为深入的研究。

(2) 皮层脑电信号源于神经系统群体神经元编码过程的放电活动,信号本身具有高维多源特性,而各功能区的相互促进、抑制等作用使信号的非平稳特性更加显著。虽然复杂度等非线性动力学分析方法能够分析非平稳信号,但仍限制在低维的混沌系统。因此,研究适合的信号重构方法,将脑电信号合理的分解为多个低维信号以适应现有理论是十分必要的。

(3) 在实际应用中如何加强多尺度分析时的特征融合将是下一阶段的研究重点。此外HHT理论中经验模态分解部分在应用于脑电信号分析时仍需进一步完善,以解决“端点飞翼”、“模态混淆”等现象。

致谢

首先，我要衷心感谢一直以来给予我无私帮助和关爱的范老师。谢谢老师在学习上和生活中一直以来给予我的理解、鼓励和支持。因为有范老师的关怀和指导，我才能够顺利的完成研究生期间的学业任务。范老师科学严谨、高度负责的工作态度深深的感染了我，为我树立了优秀的榜样。特别是在论文撰写期间，范老师不厌其烦的修改和细心的指导给了我巨大的帮助。在此，衷心地感谢范老师，祝老师工作顺利，家庭幸福。

其次，我还要真诚的感谢我的同学们，尤其是王海玲、陈金龙和郭芳芳，在这两年半的时光中，在我的学习工作生活各个方面，你们给我提出了很多宝贵的建议，并给了我家人一般的温暖，特别是在实验组织和数据采集中给予了我最大的支持。

另外，对本文中引用的其他研究者的研究成果，谨向他们致以谢意。

最后，我要特别感谢我的父母和家人，多年以来父母是我最坚强的依靠，他们用最无私的爱温暖着我，是他们给予了我前行的勇气和动力，给予了我未来。

谨向帮助和支持我的老师和同学再次表示衷心的感谢。

杭州电子科技大学

2013

参考文献

- [1]. 于海涛, 王江, 邓斌. 交流外电场下映射神经元放电节律的分析[J]. 生物物理学报, 2010, 26(10): 907 – 918.
- [2]. 王海侠, 陆启韶, 郑艳红. 神经元模型的复杂动力学: 分岔与编码[J]. 动力学与控制学报, 2009, 7(4): 293 – 296.
- [3]. 贾爱宾, 王敏, 刘法胜. 基于大脑神经元放电的脑-机接口技术[J]. 计算机工程, 2010, 36(15): 248 – 249.
- [4]. J. X. Ernane, F. Euvaldo. EEG-based discrimination between imagination of left and right hand movements using adaptive gaussian responentation[J]. Medical Engineering & Physics, 2000, 22(5): 345-348.
- [5]. X.S. Zhang, J.R. Rob, E.W. Jensen. EEG complexity as a measure of depth of anesthesia for patients[J]. Biomedical engineering, 2001, 48(12): 1424-1433.
- [6]. Y.J. Lee, Y.S. Zhu, Y.H. Xu. The non-linear dynamical analysis of the EEG in schizophrenia with temporal and spatial embedding dimension[J]. Journal of Medical Engineering and Technology, 2001, 25(2): 79-83.
- [7]. S. Bhattacharyya, A. Biswas, J. Mukherjee. Feature Selection for Automatic Burst Detection in Neonatal Electroencephalogram[J]. Circuits and Systems, 2011, 1(4): 469 – 479.
- [8]. S. Gazdzinski, T. C. Durazzo, C Studholme. Quantitative Brain MRI in Alcohol Dependence: Preliminary Evidence for Effects of Concurrent Chronic Cigarette Smoking on Regional Brain Volumes[J]. Alcoholism: Clinical and Experimental Research, 2005, 29(8): 1484–1495.
- [9]. G. Hadjigeorgiou, C. Chamilos, A. Petsanas. Rapid spontaneous resolution of acute subdural haematoma in a patient with chronic alcoholism[J]. British Journal of Neurosurgery, 2012, 26(3): 415-416.
- [10]. 吴绍斌, 高利, 王刘安. 基于脑电信号的驾驶疲劳检测研究[J]. 北京理工大学学报, 2009, 29(12): 1072 – 1075.
- [11]. A. J. Casson, E. Rodriguez-Villegas. Toward Online Data Reduction for Portable Electroencephalography Systems in Epilepsy[J]. Biomedical Engineering, 2009, 56(12): 2816 – 2825.
- [12]. X. B. Lin, T. S. Qiu. EEG signal analysis and procession based prediction of epileptic seizures and research progress[J]. Biomedical Engineering Foreign Medical Science, 2004, 21(1): 9-12.
- [13]. Z. Ji, S. R. Qin, L. L. Peng. Signal processing of electroencephalogram and its application[J]. Journal of Chong Qing University, 2002, 25(9): 108-111.
- [14]. H. Yuan, T. Liu, R. Szarkowski. Negative Covariation between Task-related Responses in

- Alpha/Beta-Band Activity and BOLD in Human Sensorimotor Cortex: an EEG and fMRI Study of Motor Imagery and Movements[J]. *Neuroimage*, 2010, 49(3): 2596 - 2606.
- [15].G.R. Müller-Putz, V. Kaiser, T. Solis-Escalante. Fast set-up asynchronous brain-switch based on detection of foot motor imagery in 1-channel EEG[J]. 2010, 48(3): 229 - 233.
- [16].N.F. Ince, F. Goksu, A.H. Tewfik. Adapting subject specific motor imagery EEG patterns in space-time-frequency for a brain computer interface[J]. *Biomedical Signal Processing and Control*, 2009, 4(3): 236-246.
- [17].W.Y. Hsu, Y.N. Sun. EEG-based motor imagery analysis using weighted wavelet transform features[J]. *Journal of neuroscience methods*, 2009, 176(2): 310 - 8.
- [18].N. E. Huang, S. R. Long, Z. Shen. The mechanism for frequency downshift in nonlinear wave evolution[J]. *Adv. Appl. Meeh.* 1996, 32: 59-111.
- [19].A. D. Veltcheva. Wave and group transformation by a hilbert spectrum[J]. *Coast Eng*, 2002, 44(4): 283-300.
- [20].D. Wu, G. Cai, R.D. Zorowitz. Measuring interconnection of the residual cortical functional islands in persistent vegetative state and minimal conscious state with EEG nonlinear analysis[J]. *Clinical Neurophysiology*, 2011, 122(10): 236 - 246
- [21].O. Gosseries, C. Schnakers, D. Ledoux. Automated EEG entropy measurements in coma, vegetative state/unresponsive wakefulness syndrome and minimally conscious state[J]. *Functional Neurology*. 2011, 26(1): 25-30.
- [22].A. Lutz, L. L. Greischar, N. B. Rawlings. Long-term meditators self-induce high-amplitude gamma synchrony during mental practice[J]. *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America*, 2004, 101(46): 16369 – 16373.
- [23].D. Arne. Functional neuroanatomy of altered statas of consciousness: The transient hypofrontality hypothesis[J]. *Consciousness and Cognition*, 2003, 12(2): 231 – 256.
- [24].赵珩, 林光柱, 于雪凡. 慢性酒精中毒与脑损伤[J]. *中国老年学杂志*, 2005, 25(12): 1543 – 1544.
- [25].王岚, 王学义. 慢性酒精中毒导致学习记忆损害的机制[J]. *中国神经精神疾病杂志*, 2009, 35(5): 316 – 318.
- [26].秦树勇, 胡强中. 慢性酒精中毒神经系统损害30例临床分析[J]. *四川医学*, 2006, 27(10): 1040.
- [27].鲁彦, 高公民, 李依萍. 缺糖转铁蛋白的检测在慢性酒精中毒诊断中的作用[J]. *检验医学*, 2007, 22(1): 91 – 93.
- [28].D. Francesca, E. A. Mary, Y. Q. Ping. HTR3B is associated with alcoholism with antisocial behavior and alpha EEG power—an intermediate phenotype for alcoholism and co-morbid behaviors[J]. *Alcohol*, 2009, 43(1): 73-84
- [29].毛文琪, 李颖洁. 酗酒者认知脑电能量的头皮分布[J]. *上海大学学报*, 2009, 15(5): 445 – 456.
- [30].C.L. Ehlers, E. Phillips. Association of EEG alpha variants and alpha power with alcohol dependence in Mexican American young adults[J]. *Alcohol*, 2007, 41(1):13-20.

- [31].冯建斌. 植物状态和最小意识状态的诊断及康复治疗[J]. 中国临床康复, 2004, 8(19): 3860 – 3861.
- [32].J.T. Giacino, K. Kalmar, J. Whyte. The JFK coma recovery scale-revised: Measurement characteristics and diagnostic utility[J]. Archives of Physical Medicine and Rehabilitation, 2004, 85(12): 2020-2029.
- [33].C. Eken, M. Kartal, A. Bacanli. Comparison of the Full Outline of Unresponsiveness Score Coma Scale and the Glasgow Coma Scale in an emergency setting population[J]. European Journal of Emergency Medicine, 2009, 16(1): 29-36.
- [34].C. Schnakers, A. Vanhaudenhuyse, J. Giacino. Diagnostic accuracy of the vegetative and minimally conscious state: Clinical consensus versus standardized neurobehavioral assessment[J]. BMC Neurology, 2009, 9 : 35.
- [35].L.X. Zhang, Y. Cao, F.P. Cao. Realtime Driving Fatigue Monitoring System with Optical Function Materials Based on Controllable Infrared Light[J]. Advanced Materials Research, 2012, 485(56): 56 – 59.
- [36].Q. Ji, Z. Zhu, P. Lan. Real-time nonintrusive monitoring and prediction of driver fatigue[J]. Vehicular Technology, 2004, 53(4): 1052 – 1068.
- [37].L. Jiang, H. Wang, S. Gao. Research of the Automotive Driver Fatigue Driving Early Warning System[J]. Applied Informatics and Communication Communications in Computer and Information Science, 2011, 226: 383-391.
- [38].孙显彬,唐洪伟,文妍. 疲劳驾驶预警系统的研究现状和发展趋势[J], 青岛理工大学学报, 2007, 28(3):91 – 94
- [39].N. Zou, M. Kubota, A. Nagai. A study of fatigue status in Chinese adolescents in an urban city, Jixi[J]. HEALTH, 2011, 3(5): 271- 275.
- [40].P. Ferentinos, V. Kontaxakis, B. Havaki-Kontaxaki. The fatigue questionnaire: standardization in patients with major depression[J]. Psychiatry Research, 2010, 177(1-2): 114 – 119.
- [41].M.A.S. Boksem, T.F. Meijman, M.M. Lorist. Effects of mental fatigue on attention: An ERP study[J]. Cognitive Brain Research, 2005, 25(1): 107–116.
- [42].Y. Kato, H. Endo, T. Kizuka. Mental fatigue and impaired response processes: Event-related brain potentials in a Go/NoGo task[J]. International Journal of Psychophysiology, 2009, 72(2): 204–211.
- [43].W Charles, S Shamsunder. Discriminating mental tasks using EEG represented by AR Models[C], IEEE-EMBC and CMBEC, 1995: 875 - 876.
- [44].V. A. Maiorescu, M. Serban, A. M. Lazar. Classification of EEG signals represented by AR models for cognitive tasks-a neural network based method[C]. Signals, Circuits and Systems, 2003, 2: 441- 444.
- [45].P. Wei, Q. Li, G. Li. Classifying motor imagery EEG by Empirical Mode Decomposition based on spatial-time-frequency joint analysis approach[C]. BioMedical Information Engineering, 2009: 489 - 492.
- [46].J. Yang, Y. Lei, S. Pan. et al. System identification of linear structures based on Hilbert-Huang spectral analysis[J]. Earthquake Engineering and Structural Dynamics. 2003, 32(9): 1443-1467.

- [47].冯爱芹, 厉永强, 王利枝. 酒精对PC12细胞凋亡及中兴神经鞘磷脂酶表达及活性的影响[J]. 河南大学学报自然科学版, 2010, 40(6): 607 - 611.
- [48].刘彦明, 胡忠心. 慢性酒精中毒所致癫痫病发作54例临床分析[J]. 丹东医药, 2007, 5(4): 232 - 233.
- [49].孟庆立. 慢性酒精中毒者心理健康状况及人格特征的研究[J].中国药物依赖性, 2004, 13(1): 46 - 49.
- [50].周斌, 王锦华. 76例慢性酒精中毒伴癫痫患者的脑电图分析[J]. 四川医学, 2008, 29(12): 1658 -1659.
- [51].高霞. 慢性酒精中毒神经系统损害分析[J]. 现代预防医学, 2007, 34(20): 3846 - 3852.
- [52].李谷, 范影乐, 李轶. 基于脑电信号Hilbert-Huang变换的睡眠分期研究[J]. 航天医学与医学工程, 2007, 20(6): 458-463.
- [53].D.J. McFarland. L.A. Miner, T.M. Vaughan. Mu and beta rhythm topographies during motor imagery and actual movements[J]. Brain Topography, 2000, 12(3): 177 - 186.
- [54].C. Neupera, G.R. Muollerb, A. Kublerc. Clinical application of an EEG-based brain-computer interface: a case study in a patient with severe motor impairment[J]. Clinical Neurophysiology, 2003, 114(3): 399 - 409.
- [55].A.Shahina, R.A. Karthikeyan, R. Rakhi. Autoassociative neural networks for discrimination of chronic alcoholics using Visual Evoked Potentials[C]. Computing, Communication and Networking, 2008:1-6.
- [56].M.R.N. Kousarrizi, A.A. Ghanbari, M.Teshnehlabb. Feature Extraction and Classification of EEG Signals Using Wavelet Transform, SVM and Artificial Neural Networks for Brain Computer Interfaces[C]. Bioinformatics, Systems Biology and Intelligent Computing, 2009: 352 - 355.
- [57].N. Shea and T. Bayne. The vegetative state and the science of consciousness[J]. Philosophy of Science, 2010, 61(3): 459 - 484.
- [58].J.T. Giacino, S. Ashwal, N. Childs. The minimally conscious state: definition and diagnostic criteria[J]. Neurology, 2002, 58(3): 349 - 353.
- [59].P.W. Schoenle, W. Witzke. How vegetative is the vegetative state? Preserved semantic processing in VS patients - Evidence from N 400 event-related potentials[J]. NeuroRehabilitation, 2004, 19(4): 329 - 334.
- [60].孔令罡. 防止精神疲劳给空管安全带来的隐患[J]. 中国民用航空, 2006, 66(6): 63.
- [61].李都厚,刘群,袁伟. 疲劳驾驶与交通事故关系[J]. 交通运输工程学报, 2010, 10(2): 104 - 109.
- [62].Q. Ji, P. Lan, C. Looney - Systems. A Probabilistic Framework for Modeling and Real-Time Monitoring Human Fatigue[J]. systems, man, and cybernetics—part a: systems and humans, 2006, 36(5): 862 - 875.
- [63].C. Zhao, J. Lian, J. He. Recognition of Driver's Fatigue Expressions by Gabor Wavelet Transform and Multilayer Perceptron Classifier[C]. Transportation, Mechanical, and Electrical Engineering, 2011: 617 - 620.
- [64].孙显彬,唐洪伟,文妍. 疲劳驾驶预警系统的研究现状和发展趋势[J]. 青岛理工大学学报, 2007, 28(3):91 - 94.
- [65].X. Jiao, J. Bai, S. Chen. Research on mental fatigue based on entropy changes in space environment[C].

- Virtual Environments Human-Computer Interfaces and Measurement Systems (VECIMS), 2012: 74 – 77.
- [66].C.F. Lin, S.W. Yeh, Y.Y. Chien. A HHT-based Time Frequency Analysis Scheme in Clinical Alcoholic[J]. WSEAS transactions on biology and biomedicine, 2008, 5(10): 249 - 260.
- [67].L. Wang, G. Xu, S. Yang. Application of Hilbert-Huang transform for the study of motor imagery tasks C]. Engineering in Medicine and Biology Society, 2008: 3848 – 3851.
- [68].M. Cella, T. Chalder. Measuring fatigue in clinical and community settings[J]. Journal of Psychosomatic Research. 2010, 69(1): 17 - 22.