

保密□2 年



A dissertation submitted to
Tongji University in conformity with the requirements for
the degree of Master of Engineering

Research on Driver's Fatigue State Based on Analyzing EEG and Eye Blink in Stimulated Driving Environment

School: School of Transportation Engineering

Discipline: Traffic and Transportation Engineering

Major: Road and Railway Engineering

Candidate: Yan-hong YIN

Supervisor: Prof. Xiao-dong Pan

March, 2008



Y1811442

学位论文版权使用授权书

本人完全了解同济大学关于收集、保存、使用学位论文的规定，同意如下各项内容：按照学校要求提交学位论文的印刷本和电子版；学校有权保存学位论文的印刷本和电子版，并采用影印、缩印、扫描、数字化或其它手段保存论文；学校有权提供目录检索以及提供本学位论文全文或者部分的阅览服务；学校有权按有关规定向国家有关部门或者机构送交论文的复印件和电子版；在不以赢利为目的的前提下，学校可以适当复制论文的部分或全部内容用于学术活动。

学位论文作者签名：

殷艳红

2008年 3月 19日

同济大学学位论文原创性声明

本人郑重声明：所呈交的学位论文，是本人在导师指导下，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，本学位论文的研究成果不包含任何他人创作的、已公开发表或者没有公开发表的作品的内容。对本论文所涉及的研究工作做出贡献的其他个人和集体，均已在文中以明确方式标明。本学位论文原创性声明的法律责任由本人承担。

学位论文作者签名：

年 月 日

摘要

驾驶员疲劳特别是严重的疲劳驾驶往往是导致交通事故的重要原因。事故资料显示, 35%—45%的交通死亡事故可归因于驾驶疲劳。从医学的角度看, 某些生理特征, 如眨眼、心跳、血压、脑电波等生理信号的变化可以反映驾驶员疲劳的程度。

本文在对国内外有关驾驶疲劳的形成机理、预防措施、监测方法及仪器等研究成果和资料进行研究总结的基础上, 在室内模拟驾驶环境中, 利用仪器 Mind Sensor II for Windows Version 4.0 测量脑电波, 同时用 SONY 摄像机对被测者脸部进行全程实时录像, 获取被测者在不同疲劳状态下的脑电波数据及眨眼数据。应用 Fastica 软件对脑电波数据进行消噪处理, 再进行快速傅立叶转换将其以时域为主脑电波数据转化为频域数据。依次提取样本不同疲劳状态下脑电波数据片断, 并对相应的录像资料进行整理, 提取眨眼特征值(主要为眨眼次数和闭眼时间)。分析不同疲劳状态下不同波段的变化特征, 主要从以下四方面进行分析: 频段功率值、频段功率百分比、频段功率比值、频段功率加和比值。对不同疲劳状态下每个指标值进行 ANOVA 变异性分析, 提取差异性达到显著性水平的指标, 并分析这些指标与眨眼的相关性。脑电波分析结果表明: 慢 α 波对瞌睡初期阶段变化显著, 而 θ 波则是瞌睡晚期或入睡阶段的主要变化波形。脑电波指标的 F 检验结果及与眨眼的相关性分析结果表明: 功率百分比指标慢 α %和功率比值指标慢 α/β 与 $\theta/\text{慢}\alpha$ 这三个指标的差异显著性水平高, 瞌睡状态下与眨眼的相关系数绝对值最大; 同时功率加和比值指标 $(\theta + \text{慢}\alpha)/\beta$ 和功率币值指标 慢 α/β 这两个指标在入睡状态下与眨眼的相关性最为明显。

本研究发现慢 α 波(7-8Hz)对瞌睡初期, 即睁眼较为困难的疲劳状态较为敏感。事实上这种疲劳状态是驾驶员疲劳驾驶时的常见表现特征, 也是潜在的危险; 而 θ 波对入睡状态敏感, 进入这种阶段是极度疲劳的表现, 即易导致严重的交通事故。可将功率百分比指标慢 α %、功率比值指标慢 α/β 和 $\theta/\text{慢}\alpha$ 这三个指标作为瞌睡状态时的辅助检验指标, 功率加和比值指标 $(\theta + \text{慢}\alpha)/\beta$ 和功率币值指标慢 α/β 作为入睡状态时的辅助检验指标。

本文的研究中利用脑电波和眨眼相结合的方法为驾驶员疲劳监测提供了新的思路, 其研究结果为驾驶员疲劳预警装置的设计提供了实验依据和理论基础。

摘要

但是本论文属于前期研究，需要以后更多实验和样本来检验和发展，同时也对驾驶员生理、心理及行为研究和医学基础研究提出了新的要求。

关键词：脑电波，眨眼，驾驶疲劳，模拟驾驶环境

ABSTRACT

Fatigue driving is the key cause of traffic accidents, especially the serious ones. Statistics shows that nearly 35% to 45% of the traffic accidents are due to drivers' fatigue. From medical findings, some physiological characters, such as eye blink, heart beat, blood pressure, EEG, etc, can reflect the fatigue level. This paper tries to detect the driver's fatigue level through analyzing the change of EEG and eye blink.

Referring to others' research on driving fatigue in these areas, such as the driving fatigue forming mechanism, fatigue driving behavior, fatigue driving real-time monitoring system, testifying method and apparatus, countermeasures and so on, in this research, the apparatus "Mind Sensor II for Windows Version 4.0" is used to testify subject's EEG in the stimulated driving environment, meanwhile, a camera is used to record the eye blinks of the subject during the whole testing period. After defining typical fatigue state, such as drowsy state, corresponding period of EEG data and blink data are extracted. Applying FASTICA software to eliminate the interfering signals and FFT(Fast Fourier Transform) to analyze power spectrum, EEG data of different typical fatigue states is analyzed based on four index systems: wave power, wave power percent, different waves power ratio and different waves plus power ratio. Meanwhile ANOVA (Analysis of Variance) method is used to detect the statistic difference between index values of different typical fatigue states. Finally, the correlation between the EEG and eye blink is analyzed in both drowsy and sleeping state respectively.

The research result shows that slow α wave is very sensitive to drowsy state and θ wave is major wave during sleep. Statistic result shows that four indexes, θ wave power/ β wave power, slow α wave power/ β wave power, (θ wave + slow α) power/ β wave power, (θ wave + slow α wave) power/(middle α wave + fast α wave) power, are most significant different between different fatigue states($p=0.0000$). In drowsy state, three EEG indexes have the highest related coefficient with eye blink. They are slow α wave power percent, slow α wave power/ β wave power and θ wave power/slow α wave power. While in sleeping state, the three EEG indexes, (θ wave + slow α wave) power/ β wave power, fast α power percent and slow α wave power/ β wave power, have the highest related coefficient.

Drowsy is a very common phenomenon while fatigue driving and sleeping is the most dangerous state to safety. Based on the above research results, it is suggested that three indexes like slow α wave power percent, slow α wave power/ β wave power and θ wave power / slow α wave power could be used as the testifying indexes of drowsy

Abstract

state; while (θ wave + slow α wave) power / β wave power could be used as testifying index of sleeping state.

This research gives new ideas to testify the driver's fatigue by combining EEG and eye blink analysis method together and is helpful to the further in-time driving fatigue testifying. The result lays a foundation for developing fatigue driving real-time monitoring system and driving fatigue alarm apparatus. However, this research is just the beginning, more and deeper series researches are needed to fulfill the goal. The new development of other disciplines, such as driving psychology, driving behavior, basic medicine research, and so on, is also needed.

Key Words: EEG, Blink, Driving Fatigue, Stimulated Driving Environment

目录

第 1 章 绪论.....	1
1.1 研究背景.....	1
1.2 国内外研究现状.....	3
1.2.1 国外研究现状	3
1.2.2 国内研究现状	5
1.3 研究内容.....	6
1.4 以往研究总结.....	6
1.4.1 驾驶疲劳与脑电波	6
1.4.2 驾驶疲劳与眨眼	7
1.5 研究思路与技术路线.....	8
1.5.1 实验方法	8
1.5.2 研究思路	9
本章小结	9
参考文献	10
第 2 章 驾驶疲劳基本特征及其监测.....	11
2.1 疲劳状态的生理表现.....	11
2.2 驾驶疲劳.....	12
2.2.1 驾驶疲劳特征	12
2.2.2 驾驶疲劳形成机理	13
2.2.3 驾驶疲劳原因分析	16
2.2.4 驾驶疲劳的预防	17
2.3 驾驶疲劳监测方法.....	18
本章小结	22
参考文献	23

第 3 章 脑电波、眨眼与疲劳.....	24
3.1 脑电波.....	24
3.1.1 脑电波产生原理.....	24
3.1.2 脑电图.....	26
3.1.3 脑电波在驾驶研究中的应用.....	31
3.2 眨眼.....	33
3.2.1 眨眼特征.....	33
3.2.2 眨眼及疲劳监测.....	35
本章小结.....	36
参考文献.....	37
第 4 章 实验设计及方法.....	38
4.1 实验仪器简介.....	38
4.1.1 实验仪器的硬件组成.....	38
4.1.2 数据分析系统结构.....	39
4.1.3 仪器系统的主要功能.....	40
4.2 仪器的工作原理.....	41
4.2.1 脑电放大器电压传输函数、源阻抗和频率响应.....	41
4.2.2 国际脑电图学会标准电极放置法.....	42
4.2.3 脑电图仪的导联法.....	42
4.2.4 电极和脑电信号源等效电路.....	44
4.2.5 实验数据的导出与分析.....	44
4.3 实验总流程.....	46
4.3.1 室内实验 1	
——疲劳瞌睡状态与脑电波变化的关系研究.....	46
4.3.2 室内实验 2	
——脑电波与驾驶疲劳模拟状态的关系实验研究.....	47

4.3.3 实验的预分析处理	50
4.4 眨眼测量	52
本章小结	55
参考文献	56
附表 4-1	57
附表 4-2	58
第 5 章 不同疲劳状态下脑电波与眨眼数据分析	59
5.1 脑电波实验数据分析	59
5.1.1 主要分析方法及应用	59
5.1.2 脑电波数据具体分析过程	66
5.1.3 脑电波数据分析结果整理与主要结论	77
5.1.4 脑电波数据分析结果讨论	81
5.2 眨眼实验数据分析	82
5.2.1 主要分析方法及其应用	82
5.2.2 具体分析过程	82
5.2.3 主要结论与讨论	85
5.3 不同疲劳状态下脑电波与眨眼特征的关系研究	85
5.3.1 分析方法及分析过程	85
5.3.2 主要结论与讨论	86
参考文献	87
第 6 章 研究成果与展望	89
6.1 研究成果	89
6.2 创新点	90
6.3 展望及有待进一步解决的问题	91
致谢	93
个人简历 在读期间发表的学术论文与研究成果	94

第1章 绪论

1.1 研究背景

2001年2月10日清晨6时15分,湖北松滋市汽运公司一辆依维柯客车从该市刘家场镇发往武昌,行至沙刘线八宝镇渡口附近时迎面撞上停在路边的一辆平台货车,造成8人死亡、13人受伤。客车司机行车前整晚没有休息,属于严重疲劳驾驶。

2001年5月9日凌晨,河南省周口市南郊乡冯庄村司机刘某驾驶大货车连夜由郑州市返回。行至107国道临颍县境内时,连续疲劳驾车的刘某开着车打起了盹,致使车辆失控,撞向路西侧3辆四轮拖拉机,大货车跌入沟内,酿成拖拉机上4人死亡、17人受伤的特大交通事故。

2002年12月28日清晨6时30分,一辆由福建开往重庆的双层卧铺客车行至209国道湖南龙山县与湖北来凤县交界处约30m高的团结桥时,突然冲垮桥面护栏栽入河中,造成12人死亡、39人受伤。这辆卧铺大客车27日晚从福建晋江出发开往重庆,出事时已行程500km以上,均由驾驶员赵某一一人驾车,属严重疲劳驾驶。

分析上述这几起特大交通事故案例,可发现一个共同点,那就是肇事司机多为过度疲劳驾驶,严重疲劳驾驶是引发这几起事故的主要原因。

疲劳达到一定程度就会导致驾驶员瞌睡,这种微睡眠通常只持续2至3秒,但这一眨眼的功夫对正常行驶的车来说,足以冲出去几十米,酿成一次惨烈的交通事故。一位交通警察反映他刚勘察过的一起交通事故,是一辆大卡车追尾撞上路边正在修理的另一车辆,司机和乘车者全部死亡。警察们发现,大卡车的车下,竟没有一点刹车痕迹,说明大卡车的司机根本没有对即将撞上去的车辆产生任何反应。疲劳对驾驶员的危害可与酒精相比,18小时不睡觉相当于半醉,24小时不睡则相当于大醉了。

既然疲劳驾驶对安全行车危害较大,那么实际中疲劳驾驶情况如何呢?2004年3月21日,中华医学会、赛诺菲圣德拉堡民生在有关交通部门和中央人民广播电台的支持下,在北京高速公路白庙、杜家坎和沪杭段嘉兴等地对516名驾

驶员进行了警觉度测试和问卷调查。结果发现：24%的驾驶员自我感觉在疲劳驾驶，其中10%的驾驶员调查当天有瞌睡开车；50%的被调查者回忆在驾车中曾打过瞌睡。经仪器检测，20%的被调查者反应时间延长，就是通常说的反应慢了。半数被调查者自认有睡眠问题，而有睡眠问题的司机比没有睡眠问题的反应时间明显延长^[1]。

国外的疲劳驾驶情况也不容乐观。美国的一项全国性调查结果显示，一半的美国成年人，特别是青年男性承认，在过去一年中曾在昏昏欲睡状态下开车，五分之一则在驾驶中睡着过。疲劳驾驶在男性中最为常见（59%的男性，41%的女性），尤其是年龄在18-29岁之间的青年男子，这也是一个频频出现交通意外的群体。25%的被调查者承认每个月至少有几天在上下班的驾驶途中，感到昏昏欲睡；4%的人则说他们几乎每天在开车上班的途中都打瞌睡。在倒班人员中表现得突出，高达36%。

统计分析表明，驾驶员疲劳驾驶是造成交通死亡事故的重要原因之一。日本统计因疲劳产生的事故约占1%-1.5%。法国国家警察总署事故报告，因疲劳瞌睡而发生车祸的，占人身伤害事故的14.9%，占死亡事故的20.6%。美国高速公路交通安全管理部门估计每年有10万起汽车相撞事故，4万伤者和1550位死者是由驾驶中的昏昏欲睡所造成。北京交管局反映，交通事故中有两成是疲劳驾驶造成的。

在世界各国因疲劳驾驶所造成的各类交通事故总量中占有一定比例。有些学者认为交通死亡事故的35%-45%可归因于驾驶疲劳^[2]。由人-车-路-环境所组成的整个交通体系中，人是最重要的因素。既是交通工具的操纵者，交通行为的产生者，同时又是交通环境与交通行为的被影响者。交通参与者，尤其是驾驶员的一举一动体现了交通环境的影响，反过来又影响交通环境。驾驶员精力不集中或处于疲劳瞌睡状态时，对周围环境的反应变慢，甚至漠不关心，这使得危险情况发生时驾驶员反应不及时或操纵错误而导致大部分事故的发生。因此，研究驾驶员的疲劳瞌睡状态是很有意义的。

从医学的角度来看，某些生理特征，如眨眼、心跳、血压、脑电波等生理信号的变化可以反映驾驶员疲劳的程度。通过专门的仪器测量这些生理信号，可对驾驶员的疲劳进行监控，从而有助于减少交通事故的发生^[3]。

现代电子通讯技术，医疗设备的发展使得研究驾驶疲劳成为可能。在基于脑电波分析的基础上，国外已经开发出实时、车载的驾驶员疲劳状态测定装置。

鉴于我国现有技术水平,脑电波须电极接触测量,且抗干扰不强的特点,不适合实时、车载测量监控,所以采用眨眼作为衡量瞌睡状态的辅助指标,希望将研究成果应用到实际驾驶状态测量中。

本论文主要是对驾驶员疲劳所引起的瞌睡状态进行研究,采用脑电波与眨眼这两个生理指标。通过实验,利用大量实验数据,进行统计分析,驾驶员由清醒至瞌睡这个过程中相应的脑电波与眨眼的变化特点,总结归纳出驾驶员瞌睡状态下脑电波与眨眼的特征与规律,分析两者之间的关系,找出驾驶疲劳状态的脑电波评价指标,为驾驶疲劳的监控与预防以及主动安全性研究提供实验依据。

1.2 国内外研究现状

1.2.1 国外研究现状

早期的驾驶疲劳测评主要是从医学角度出发,借助医疗器件进行的。这些研究可以追溯到1935年美国交通部管辖的洲际商业协会ICC(the Interstate Commerce Commission)要求美国公共卫生服务署USPHS(United States Public Health Service)对城市商业机动车驾驶员服务时间管理条例的合理性所进行的调查。对驾驶疲劳的实质性的研究工作是从20世纪80年代由美国国会批准、交通部实施的驾驶服务时间(HOS)改革,研究商业机动车驾驶和交通安全的关系,并健全卡车和公共汽车安全管理条例。这样美国把驾驶疲劳的研究提到立法高度,保证了开展驾驶疲劳研究的合法性、有效性和持续性^[4]。

自2000年以来,随着计算机和集成电路制造技术的提高,使机动车驾驶疲劳的研究有了进一步的发展。美国华盛顿大学的John Stern博士是世界上研究眼部动态和驾驶疲劳的权威人士之一,他领导的由美国联邦公路管理局和汽车联合会资助的研究所,通过自行开发的专用照相机、脑电图仪和其它仪器来精确测量头部运动、瞳孔直径变化和眨眼频率用以研究驾驶行为等问题。研究结果表明:一般情况下人们眼睛闭合的时间在0.12—0.13秒之间,驾驶时若眼睛闭合时间达到0.15秒就很容易发生交通事故。宾夕法尼亚大学智能交通实验室和NHTSA采用PERCLOS(眼睛闭合时间占特定时间的百分率)作为精神生理疲劳程度的测量指标。精神生理疲劳程度的测量还采用脑电图仪Elect

roencephalograph (EEG)、头动探测器等。

2000年1月明尼苏达大学计算机科学与工程系的Nikolaos P. Papaniko Lopoulos 教授成功开发了一套驾驶员眼睛的追踪和定位系统,通过安置在车内的一个CCD 摄像头监视驾驶员的脸部,实现以下功能:1)用快速简单的算法确定驾驶员眼睛在脸部图像中的确切位置和其它脸部特征;2)通过追踪多幅正面脸部特征图像来监控驾驶员是否驾驶疲劳;3)追踪多幅侧面脸部特征图像来估算驾驶员是否驾驶疲劳。2000年3月,Nikolaos P. Papaniko Lopoulos对上述系统进行了改进,改用红外线彩色摄像头并加滤波器滤除图像的噪声和非脸部的图像,使搜索脸部图像的次数减少,加快了系统处理图像的速度。采用灰度模式匹配方法追踪输入图像序列来搜寻并确定眼睛区域,然后用同样的模式匹配方法来确定眼睛是睁开还是闭合,若搜索失败,系统可自动重新开始搜索。

20世纪90年代,疲劳程度测量方法的研究有了很大的进展,许多国家已开始了驾驶疲劳车载电子测量装置的开发研究工作,尤以美国、日本的研究发展较快。现有的研究成果中具代表性的产品有:

1) 美国研制的打瞌睡驾驶员侦探系统DDDS (The Drowsy Driver Detection System)

采用多普勒雷达和复杂的信号处理方法可获取驾驶员烦躁不安的情绪活动、眨眼频率和持续时间等疲劳数据,用以判断驾驶员是否打瞌睡或睡着。该系统可制成体积较小的仪器,安装在驾驶室内驾驶员头顶上方,完全不影响驾驶员正常的驾驶活动。

2) 方向盘监视装置S. A. M. (Steering at Detention Monitor)

这是一种监测方向盘非正常运动的传感器装置,适用于各种车辆。方向盘正常运动时传感器装置不报警,若方向盘4秒不运动,S. A. M. 就会发出报警声直到方向盘继续正常运动为止。S. A. M. 被固定在车内录音机旁,方向盘下面的杆上装有一条磁性带,用以监测方向盘的运动。使用S. A. M.并不意味着延长驾驶时间,而是要提醒驾驶员驾车时不要打瞌睡。另外,S. A. M.与录像机配合使用可以为保险公司提供证据。

3) DAS2000 型路面警告系统 (The DAS 2000 Road Alert System)

一种设置在高速公路上用计算机控制的红外线监测装置,当行驶车辆摆过道路中线或路肩时,向驾驶员发出警告。

4) 反应时测试仪PVT (The Psychomotor Vigilance Test)

根据驾驶员对仪器屏幕上随机出现的光点的反映(光点出现时敲击键盘)速度测试驾驶员的反应时,用以判断其疲劳程度。

5) 日本研制的电子“清醒带”

使用时固定在驾驶员头部,将“清醒带”一端的插头插入车内点烟器的插座,装在带子里的半导体温差电偶使平展在前额部位的铝片变凉,使驾驶员睡意消除,精神振作。据说戴上这种“清醒带”,可以24小时无睡意。“清醒带”使用电压12—14V,电流500mA,十分安全。这种装置已开始生产和销售。

1.2.2 国内研究现状

我国从20世纪60年代开始对驾驶疲劳进行实验性研究工作。中国军事医学科学研究院陈信等人用脑电波分析器对117名飞行员进行研究,发现人体疲劳与脑电波的 α 节律有关。认为正常人脑电波的 α 节律是有规律而且丰富多彩的, α 节律变化缓慢说明产生了飞行疲劳。我国浙江大学的王炳浩等用KT98-2000A动态脑电仪描记了健康的驾驶员驾车行驶时的动态脑电波来研究驾驶疲劳。

1991年哈尔滨工业大学的郭德文指出从生理角度看,疲劳可分为体力疲劳和脑力疲劳。脑力疲劳测量用诱发电位的方法:在肌肉表面固定好表面电极,肌电信号经表面电极传至肌电图记录仪,可以看出肌电图的频率随着疲劳产生和疲劳程度的加深呈现下降趋势,而肌电图的幅值增大则表明疲劳程度增大。

上海交通大学的杨渝书等采集16名被测试者在实验室模拟驾驶操作90分钟的心电信号,并对实验开始和结束时的15分钟时段心电信号的7项时频域指标进行分析,发现有4项心电时频域指标与疲劳程度明显相关^{[4][5]}。

1998年深圳长途汽车公司的周鹏应用人体生理学、现代神经学、电子工程学分析了驾驶员疲劳事故隐患的起因,提出消除疲劳事故隐患必须消除司机开车时的异常疲劳和大脑麻痹。根据这一思想他研究了佩戴于司机小腿部位与手腕部的“司机疲劳事故预防器”,该仪器能在十几分钟至一小时内消除司机已有的疲劳状况,清醒大脑。

2000年,石坚、吴远鹏、卓斌(上海交通大学动力与能源工程学院)和马勇、许晓鸣(上海交通大学自动化系)通过传感器测量驾驶员驾驶时方向盘、踏板等的运动参数来判别驾驶员的安全因素,发现方向盘的操纵情况与驾驶员的疲劳

程度具有一定的联系，方向盘较长时间不动，说明驾驶员在打瞌睡^[4]。

同济大学潘晓东教授研究小组利用 EMR-HM8 系统通过室内模拟实验和室外实时实验，对长时间驾驶条件下驾驶员的动态视点变化进行了研究。实验表明，当驾驶员经过长时间驾驶时，眨眼频率明显减少，说明由于单调，驾驶员精神与体力疲劳，需要短暂的瞌睡来弥补体力上的消耗；利用眼动仪 EMR-8B 对道路行车速度管理环境的测试表明，道路线形的设计和交通管理，应该从行车安全和以人为本的角度出发，避免长时间单调线形，以避免或减少驾驶员瞌睡，提高行车的安全性^{[6] [7] [8]}。

总体来看，我国对于机动车辆驾驶中驾驶疲劳测评方法的研究，同发达国家相比，还有较大的差距。

1.3 研究内容

本研究通过室内视觉驾驶模拟，利用脑电波测量仪器 Mind Sensor II for Windows Version 4.0 连续记录整个实验过程被测者的脑电波数据，并用摄像机全过程拍摄被测者的脸部特征，特别是眼动信息，分析从清醒状态进入疲劳状态过程中脑电波和眨眼的变化，并分析脑电波与眨眼两指标之间的关系，在此基础上，提出判断驾驶疲劳的脑电波指标。主要研究内容如下：

- 1) 疲劳瞌睡的生理原理、驾驶疲劳的产生及预防研究；
- 2) 脑电波仪器 Mind Sensor II for Windows Version 4.0 的开发使用；
- 3) 对驾驶疲劳实验的方法研究；
- 4) 驾驶疲劳与脑电波变化之间的关系；
- 5) 眨眼次数、眼睑闭合时间与疲劳程度之间的关系；
- 6) 分析脑电波变化与眨眼变化之间对应的关系；
- 7) 提出评价驾驶员疲劳程度的脑电波波段及相应指标。

1.4 以往研究总结

1.4.1 驾驶疲劳与脑电波

驾驶疲劳是指在一段时间驾车之后所产生的反应水平下降，这种下降表现在

注意分散、打瞌睡,使驾驶操作失误或完全丧失驾驶能力。人在疲劳时往往有一些身体的征兆,如眼睑拉紧、过多地打哈欠、手脚变软、头脑发胀、想打盹、肩部僵硬、眼睛干痛、腰部颈部酸痛、动作不稳定等。而且,当出现驾驶疲劳时,会产生注意视野变窄、注意力与判断力下降,有时还产生幻觉。

Hattori (1987) 认为:驾驶员在较长时间的驾驶过程中,其疲劳程度可以分成三种水平:(1)清醒阶段,这时驾驶员基本没有疲劳。(2)有一点疲劳阶段,这时驾驶员感到非常困,从而减少了对安全的注意,眼光是随意的飘动而不是注意特别的点;汽车不是随着路况的不同而改变速度,而是保持恒定不变。(3)高度疲劳阶段,这时驾驶员意识水平非常低,眨眼也急剧减少,驾驶操作也比第二阶段显得更加不慌不忙;但是驾驶员对汽车的控制极其困难,会之字型驾车,并且所驾驶的汽车往往会横过道路的中线,甚至会冲出路面。疲劳驾驶所产生的交通事故往往比较严重,典型的表现是:正面相撞、汽车冲出路面,碰撞前没有紧急刹车的痕迹。说明疲劳的时候,驾驶员不能及时回避瞬间出现的意外情况^[9]。

研究睡眠不足情况下脑电波的变化实验:选身体健康男性青年(19~22岁)自愿受试者20名,剥夺全部睡眠50小时,定时记录脑电图共8次(间隔6小时),分析各脑区各频段脑电功率。结果表明:睡眠剥夺50小时后所有脑区(双侧枕区除外)的 δ 频段($p < 0.105$ — $p < 0.1001$)、 θ 频段($p < 0.101$ — $p < 0.1001$)功率升高,中 α 频段功率降低($p < 0.1001$),并与睡眠剥夺时间呈线性相关($p < 0.101$ — $p < 0.1001$)。脑电功率出现显著变化的时间由早到晚依次为中 α 频段、 θ 频段和 δ 频段。脑电功率具有显著的随时刻变化现象。快波频段表现为脑电功率于20:00达到高峰,而后迅速下降,至次日凌晨2:00或早晨8:00达到低谷。慢波 δ 、 θ 频段功率呈总体上升趋势。

结论表明睡眠不足或剥夺可以影响正常人的脑电生理活动。 δ 、 θ 和中 α 频段功率改变最显著。不同脑区的脑电功率改变有差异,以额前区、中央区、顶区和颞中区的改变最为显著,左半球较右半球显著,且快波频段与慢波频段的时刻效应表现不同^[10]。

1.4.2 驾驶疲劳与眨眼

Papaniko Lopoulos 等通过安装在驾驶员正面斜上方的 CCD 摄像机监

测眼睛的开合状态，提出连续 2—3 秒检测到眼睛是闭合的，即认为发生 micro sleep（微睡），就认为驾驶员有疲劳症状。

瞳孔测量技术最初不是作为疲劳检测的手段，如：Safety Scope 利用 90 秒瞳孔直径和眼睛运动信息检测人是否饮酒或吸毒等，Mayo Pupillometry 系统通过记录 15 分钟瞳孔散缩图来诊断发作性睡眠病。后来研究发现通过瞳孔的测量可以检测瞌睡的发生：瞌睡时人的瞳孔有很大变化，此现象被定义为“疲劳波”，瞌睡时瞳孔会缩小，而清醒时瞳孔大小保持相对稳定。利用视线的方向检测瞌睡也是最近几年的事情。视线跟踪（Gaze Tracking）技术的最初设想是用于人机交互的辅助手段，利用光源在角膜、虹膜、晶状体等反射的 Purkinje 图像确定视线的 $x/y/z$ 方向。内华达大学的 Ji 等致力于将注视点分布用于瞌睡检测的研究，并证明人在瞌睡时视线总体下移。研究证明：micro sleep 发生前 10 秒瞳孔直径呈现缓慢抖动模式，同时 gaze 坐标不发生变化，更接近 micro sleep 发生时，瞳孔直径缩小，gaze 坐标发生漂移，直到眼睛完全闭上。特别值得注意的是眼睛连续这样闭上两次后，这种行为模式会突然被打断，瞳孔直径立刻增大，gaze 坐标快速抖动，这是一个人突然被惊醒并试图让自己重新清醒的一般模式。利用视线的这一特点就可以监测人的疲劳瞌睡状态^[11]。

1.5 研究思路与技术路线

1.5.1 实验方法

主要实验仪器为日本株式会社脑力开发研究所（BFRC Brain Function Research Center）生产的脑电波仪器 Mental & Spiritual Electronics 以及分析软件 Mind Sensor II for Windows Version 4.0。被测者头戴发带，发带上装有两个接触金属片作为接触电极接触被测者眼睛前上方前额，脑电的微弱信号通过电极获取，经脑电波仪器的放大及 A/D 转换后，将记录的数据存入电脑。这种实时记录能帮助我们追踪脑电波随被测者状态的变化趋势，保存的脑电波数据能直接导入 Excel 等专业数据处理软件。同时，利用 SONY 摄像机同时摄影跟踪被测者眨眼特征，其录像为被测者状态的确

定和被测者眨眼特征的分析提供依据。

1.5.2 研究思路

本研究主要分析驾驶员疲劳状态下的心理、生理特征,采用与疲劳状态关系非常密切的两个生理指标:眨眼与脑电波。脑电波能够准确地反映驾驶员的精神状态,首先对驾驶员不同疲劳状态下脑电波进行分析,通过实验总结归纳随疲劳状态变化的脑电波特征。同时对眨眼特征进行测量,找出其规律与特征,并将同时刻的脑电波与眨眼进行相关性分析,找出两者之间的联系。最后在此分析基础上提出判断驾驶疲劳状态的脑电波波段和相应指标。

本论文着重于驾驶疲劳状态研究,主要解决以下技术问题:

1) 不同疲劳状态下的脑电波特征

对不同疲劳状态下的脑电波特征有清楚的认识,才有可能利用脑电波对驾驶员疲劳状态进行评价。

2) 不同疲劳状态下的眨眼特征

与脑电波研究同时进行,主要参考前人的研究成果及录像回放来分析不同状态下眨眼的变化,包括眨眼次数和闭眼时间,归纳总结不同疲劳状态下时眨眼的变化规律和特征。

3) 同一疲劳状态下脑电波与眨眼相关性分析

利用统计方法对数据进行分析,找出不同疲劳状态下脑电波与眨眼的大致趋势,并对两个指标进行相关性分析。

4) 判断疲劳状态的脑电波波段及相应指标的确定

建立判断评价驾驶员疲劳程度的脑电波波段及相应指标。

本章小结

本章主要对论文的研究背景及国内外相关研究进行了总结,并介绍了论文研究目的、研究思路及方法、研究的主要内容等。

参考文献

- [1] 黄雄健, 谭国良. 机动车驾驶员疲劳问题研究[J]. 广西工学院学报, 2005: 88-90.
- [2] 胡兴军. 瞌睡: 交通安全的大敌[J]. 湖南农机, 2005, 2.
- [3] 袁泉, 李一兵. 疲劳驾驶: 汽车追尾事故的致命杀手[J]. 交通安全, 2005, 8.
- [4] 郑培, 宋正河, 周一鸣. 机动车驾驶员驾驶疲劳测评方法的研究状况及发展趋势[J]. 中国农业大学学报, 2001, 6.
- [5] 毛喆, 初秀民, 严新平等. 汽车驾驶员驾驶疲劳监测技术研究进展[J]. 中国安全科学学报, 2005, 3.
- [6] 潘晓东. 人体信息技在道路交通环境与安全评价中的应用-脉搏数和血压的变动规律与单曲线部行车视距[J]. 中国公路学报, 14, 2001: 109~111.
- [7] 潘晓东, 杨轸, 朱照宏. 驾驶员心率和血压变动与山区公路曲线半径关系[J]. 同济大学学报(自然科学版), 2005, 33(7): 900-903.
- [8] 潘晓东, 杜志刚, 蒋宏等. 驾驶员心率和血压变动与山区公路线形关系的实验研究[J]. 人类功效学, 2006, 2.
- [9] 张灵聪, 王正国, 朱佩芳等. 汽车驾驶疲劳研究综述[J]. 人类工效学, 2003, 3.
- [10] 洪军, 马文龙, 康维礼等. 全部睡眠剥夺对健康男性青年脑电功率谱的影响[J]. 中华神经科杂志, 2000, 10.
- [11] 王磊, 吴晓娟, 俞梦孙. 驾驶疲劳/瞌睡检测方法的研究进展[J]. 生物医学工程学杂志, 2007, Vol. 24.

第2章 驾驶疲劳基本特征及其监测

驾驶疲劳是导致交通事故的重要原因。华北高速公路股份有限公司对2001年—2004年京津塘高速公路北京段的交通事故进行了统计分析,发现造成交通事故的原因主要有疲劳驾驶、行人进入高速公路、驾驶员措施不当、车距过近、违章并线、天气、爆胎、超速等十多种,其中疲劳驾驶位列第一,占有交通事故起因的27%,比列第二位的“行人违章进入高速”造成的交通事故整整高出17个百分点。另据有关部门统计,旅途中的重大交通事故1/3以上是疲劳驾驶引起的。因此,须对驾驶疲劳进行研究,但首先应对驾驶疲劳的基本特征有大致了解,下面就主要介绍国内外在驾驶疲劳基本特征及其监测方面的研究成果。

2.1 疲劳状态的生理表现

疲劳是人体一个极其复杂的生理状态。一般来说,疲劳指身体与精神状态的下落而导致工作能力及工作效率的衰退。主要表现为身心疲惫且困倦,工作能力与注意力下降。疲劳分生理疲劳和大脑疲劳两种,生理疲劳是由于肌肉连续保持某种状态或不停地收缩和舒张而引起的运动能力的下降,心理疲劳与工作环境、工作目的、精神状态等诸多因素有关,主要反映为疲惫感、警觉下降、反应迟钝、记忆力衰退等方面。人的疲劳状态是由这两方面作用而成的,相比较而言,心理疲劳更加复杂,更加难于测量。疲劳状态的生理表现具体如下:

1) 疲劳会产生脑电变化。大脑皮层兴奋与抑制时,其脑电图上的表现是不相同的。兴奋时,脑电图表现为低波幅、快活动(称 β 波,频率在13Hz以上);抑制时,脑电图表现为高波幅、慢活动(称 θ 波,频率为4-7Hz);高度抑制,如深睡时,出现高幅更慢的波(称 δ 波,频率为0.5-4Hz);人的疲劳在脑电图上能反应出来。根据脑电图的频率分布和波形,可推测大脑活动的功能状态,从而推测是否存在心理疲劳。

2) 疲劳会产生脸部表情的变化,如眼睑的关闭,眼睑眨动变慢,眼睑下垂,点头,打哈欠等。

3) 脉搏和心率的变化。

4) 瞳孔直径的变化。如果长时间疲劳驾驶,或饮酒导致血液中酒精含量升高,人的瞳孔直径因光线变化而变化的程度就会加剧。据测试,通常情况下,

精神振奋者的瞳孔直径变化频率平均为每分钟5至10次，而长时间未睡眠休息者的瞳孔直径变化频率平均每分钟可达15次。

5) 其它的生理变化，如身体的温度变化，人体的阻抗变化等^[1]。

2.2 驾驶疲劳

2.2.1 驾驶疲劳特征

驾驶疲劳是脑力、体力同时参与的技术性疲劳。由于驾驶员动作反复、连续，且重复的次数太多，使其生理上、心理上发生某种变化，在客观上出现驾驶机能低落的现象。精神疲劳也是驾驶疲劳中常见的一种，它与体力疲劳不同，一般不是发生在驾驶过程之中，而往往在刚刚驾驶甚至还没有开始时，就表现出感觉很累，不想活动，对驾驶失去兴趣，严重者会感到厌烦。有些驾驶员，还没有驾驶就觉厌倦、打不起精神来等等^{[2][7]}。

驾驶疲劳的具体表现可分为身体症状、精神症状和神经症状。身体症状表现在身体有倦怠、沉重、硬板的感觉，下车后弯腰感到困难，以及周身疼痛、手脚和小腿发胀等；精神症状表现为思考不周全、健忘、精神涣散、焦虑、急躁等；神经症状主要表现在动作失调、脸部的其它肌肉颤动、手脚发抖、精神不振等。

驾驶疲劳的主要表现为：

- 1) 反应时间变慢。遇到紧急情况时，不能及时反应。随着睡觉时间的减少，反应时间也会相应的延长，如果40小时连续不睡则反应时间可能延长50%。在凌晨时，反应时间大约延长20%。
- 2) 注意力分散，判断能力下降，警惕性降低。注意力分配不均衡且转移速度降低，丢失重要的行车信息。
- 3) 感觉器官的功能发生减退或紊乱，如视觉模糊、听力下降、判断迟缓。肌肉放松，眼皮下垂，甚至闭眼，同时手部和全身的肌肉收缩力减小。
- 4) 信息处理的能力降低，记忆和思考能力下降。在过度疲劳情况下，往往会忘记操作技术规程，违反交通法规，甚至走错行车路线。
- 5) 驾驶员的决心、耐性和自我控制能力减退，往往缺乏坚持不懈的精神。易于激动、急躁和开快车。

6) 过度疲劳会在行车途中产生困倦，甚至打瞌睡^[6]。

2.2.2 驾驶疲劳形成机理

汽车驾驶工作属于操作复杂的机械类作业，人一车—环境系统是典型的人机系统。在这个系统中，驾驶员要不断接收外部信息，监视车辆运行和道路状况，并根据需要操纵汽车，使汽车安全地行驶。因此，对驾驶疲劳的形成机理分析，应该在人一车—环境系统中进行。

在驾驶过程中驾驶员接收车内外各种信息，由中枢神经系统做出反应，指挥手脚等执行器官操纵汽车安全行驶。这整个过程就是人一车—环境系统的信息交流过程。综合系统中的各种信息要素，可以建立如图2-1所示的人—车—环境系统信息流程图。

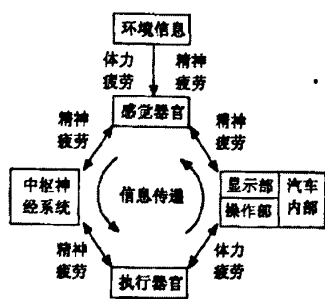


图 2-1 人—车—环境系统信息流程图

根据图2-1对驾驶员与汽车和环境的信息交流情况进行分析。首先，部分环境信息(仪表盘显示、道路状况、路牌标识等)由人的感觉器官(眼、耳等)认知，进而反应到人的中枢神经系统，中枢神经系统对信号做出分析、判断，并对人的行动器官(手、脚等)发出指令信号，做出处理。处理信号经过人的行动器官转化为操作动作，并通过汽车的操作部分(方向盘、制动器等)控制汽车的运动情况。整个活动过程在驾驶员意识控制下完成，需要驾驶员精力集中，保持高度警惕，并尽可能快速做出反应；整个驾驶过程中必须保持相对固定的姿势，手扶方向盘，脚踩加速踏板。这就造成驾驶员神经兴奋，局部肌肉紧张，长时间维持这种状态，就会造成综合精神疲劳和体力疲劳的驾驶疲劳。其次，另一些环境信息(如车辆的振动、驾驶室内的温度、空气质量、车外景物的闪现、室内外噪声等)被人体被动地接收，对人体的生理、心理产生影响，引起头晕目眩、内分泌

紊乱等身体不适,加重了疲劳程度,严重的甚至危害健康。这就是驾驶员—车—环境系统的整个信息交流过程^[3]。

在人—车—环境系统的信息流程的基础上,对形成驾驶疲劳的各种因素进行归纳和简化,建立驾驶疲劳形成的人机工程学模型,如图2-2所示。

图2-2中所有箭头方向均表示信息传递方向,箭头旁的标注表示这一传递过程所引起疲劳种类,疲劳的产生是一个长时间积累的结果。在驾驶过程中,频繁地发生图示的信息处理过程,就会加剧疲劳,使驾驶员工作能力下降,生理和心理发生变化,出现疲劳感。根据以上分析可以得到以下一些结论:

1) 精神疲劳与体力疲劳构成了全过程的驾驶疲劳。

2) 在整个信息流程中,人的感觉器官是唯一的多输入单输出通道。它担负着接收原始信息的任务,其输入输出环节引起精神疲劳和体力疲劳。

3) 中枢神经系统作为对信息的分析、判断、处理的环节,其输入输出环节也会引起精神疲劳。

4) 人的执行器官是系统中最直观的部分。它的输入输出环节既引起精神疲劳,又引起体力疲劳。

5) 由于人的驾驶疲劳是一个很复杂的反应过程,精神疲劳和体力疲劳往往相联系在一起。通常一个信息处理过程中,既包含精神疲劳又有体力疲劳。由于信息处理是连续的,所以精神疲劳和体力疲劳也具有累积效应。

由驾驶疲劳产生的人机工程学模型可以看出,驾驶疲劳主要产生在信息的输入、信息处理和信息的输出三个环节。

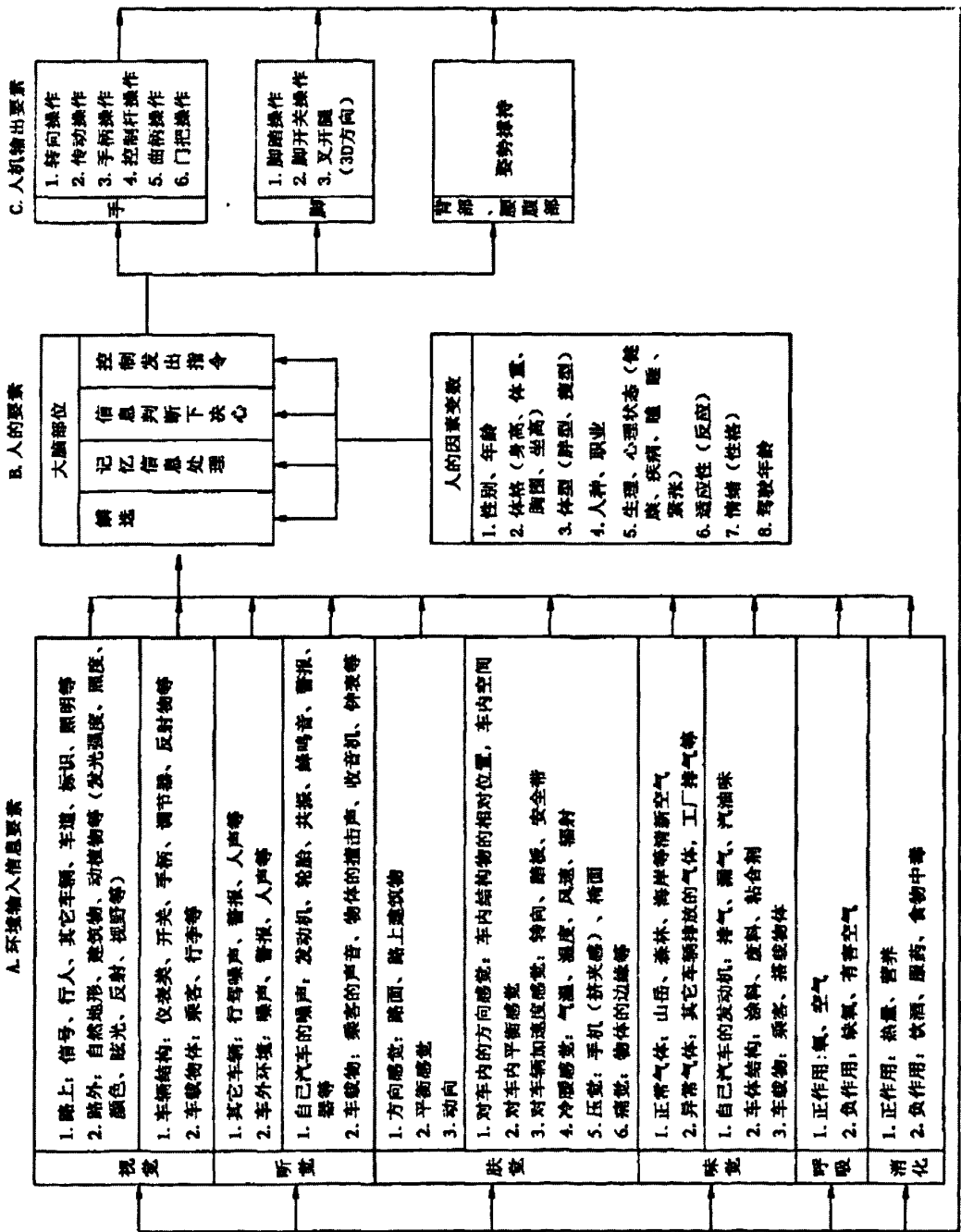


图 2-2 驾驶疲劳形成的人机工程学模型

2.2.3 驾驶疲劳原因分析

驾驶疲劳的心理和生理表现是随着疲劳强度的变化而变化的。疲劳的发展过程一般分为轻微、较明显和显著三个阶段。就疲劳产生的原因,可分为急性 and 慢性两类。急性疲劳也就是一种暂时性疲劳,主观能感受得到,也容易引起人们的注意;慢性疲劳是由于连日劳累,或通宵玩耍以及失眠等疲劳积累的结果。这种慢性疲劳,不容易被人们重视,对行车安全有着直接的危害作用。例如,一位驾驶员通宵达旦娱乐,早上上班前用凉水洗脸后自我感觉头脑“清醒”,当坐进驾驶室未有疲劳感和倦意,故误认为自己的精神状态良好,实际上已经疲惫不堪了。这时驾驶员在路面简单、道路宽阔通畅的行车条件下,就会很快进入半睡眠状态。不言而喻,车祸也就在这种情况下不可避免地发生了。

具体而言,产生驾驶疲劳的原因是多方面的。主要有驾驶员的睡眠状况、驾驶员的身心条件、驾驶持续时间、驾驶操作过程中的因素及驾驶员的生活环境等^{[2][4]}。

1) 睡眠

缺少睡眠容易发生疲劳。成年人一昼夜至少应睡7—8小时。此外由于人的睡眠受人体生理节律的影响,如果睡眠的时间不当或睡眠质量不高,也会引起疲劳。日本某睡眠临床研究机构调查6000份车辆碰撞事故报告,发现车辆碰撞的高峰时间是在午夜到清晨之间,以及白天下午一时至四时之间。这两个时间段与正常睡眠的人想打瞌睡的时间几乎是一致的。因为人体生理昼夜节律使我们无论缺乏睡眠与否,在人一天的生物钟特定的时间内,都会受到瞌睡的侵袭。

2) 驾驶员的身心条件

驾驶员的身心条件,包括驾驶员的身体状况,年龄大小、性别、经验多少、技术高低、性格等。一般来说,年轻人容易感到疲劳,也容易消除疲劳;老年人疲劳症状不明显,但消除能力弱;体弱者容易产生疲劳且不易消除;驾驶技术熟练者不易产生疲劳。

3) 驾驶持续工作时间

驾驶员的持续工作时间过长是造成疲劳的主要原因之一。驾驶工作虽然不需要太强的体力劳动,但需要紧张的脑力劳动。当大脑在维持高度的觉醒水平时,就比身体的其他器官需要更多的氧。而长时间的连续行车,会使驾驶员脑部供氧不足,出现疲劳现象,并随连续工作时间的增加而加剧。交通事故发生

率在持续驾驶8小时后开始增大。其中，在8—10小时之间不太明显，但在此之后，驾驶员的疲劳感和发生交通事故的危险大大增加，在第11小时后尤为明显。严重驾驶疲劳一般产生于工作10小时后。

4) 驾驶操作中的因素

驾驶操作过程中，车内环境、车外环境及驾驶室操作人机界面不合理等因素都与疲劳的产生有关系。车内环境如温度、湿度、噪声、振动、照明、粉尘、有毒物质以及车内座位、靠背等，都对大脑皮层有一定的刺激作用，超过一定限度，就会对人的劳动能力产生不良影响，导致疲劳产生。

车外环境如气候条件、道路条件、交通条件、交通设施条件、时间条件等。驾驶员在道路上行驶时，若道路能见度低，没有交通标志、行人拥挤、自行车多、交通阻塞，意外被超车、道路崎岖不平等，驾驶员要频繁地修正行车方向、换挡以及进行其它驾驶操作，这些都能使驾驶员的情绪紧张并付出较大的体力，驾驶员容易疲劳。

驾驶室操作人机界面的设计不合理，如操纵踏板、转向盘及座椅的结构与布置不合理等，将会导致驾驶员驾驶坐姿不舒适，从而容易产生疲劳。

5) 生活环境

生活环境是指社会气氛、群体气氛、家庭关系、人际关系等，这些因素对驾驶员的疲劳特别是驾驶员的心理疲劳有很大的影响。驾驶员的家庭关系对他的影响深入而持久。家庭关系处理不好，会导致驾驶员心理失调、行车烦躁不安、思想迟钝、处理情况不准确、注意力不集中、胡思乱想、身心极易产生疲劳、肇事的可能性增大。

驾驶员的领导、同事之间人际关系的好坏对交通安全以及驾驶员本身的心理疲劳也有很大影响。同事之间关系紧张，工作上互不支持，必然会产生消极情绪、不愉快、猜疑、悲观、忧郁等，造成心理紧张，也容易产生心理疲劳。

2.2.4 驾驶疲劳的预防

驾驶员应设法采取各种措施来预防驾驶疲劳，根本措施在于消除驾驶疲劳产生的原因。原因多种多的，其预防措施也各不相同，其中主要的措施有下几种：

1) 增强驾驶员对疲劳的自身调节和自我控制能力

驾驶疲劳，特别是心理疲劳，在一定程度上可以通过驾驶员自身的心理调节和控制加以克服，但心理调节和控制能力是有一定限度的。如果驾驶员已感到非常疲劳，而仍然坚持行车，超过了自身的心理承受能力，就会造成心理失控，以致发生交通事故。因此驾驶员应了解一些有关驾驶疲劳的知识，掌握自我调节和自我控制的方法，形成安全驾驶的习惯和态度。

2) 保证驾驶员有充足、必要的睡眠时间

一般情况，驾驶员应保证每天有8小时的睡眠时间，如果是白天睡觉，夜间行车，则睡眠时间要适当增加。

3) 驾驶时间不宜过长

如前所述，长时间连续驾驶是造成疲劳的一个重要原因，并且很容易引起交通事故。因此，超额工作时间存在种种弊端，无论从交通安全的角度，还是从经济的角度考虑，采用两班制工作，要比延长工作时间优越得多。

4) 掌握和应用各种简便易行的消除疲劳的方法

驾驶员在行车过程中，如果感到疲劳或困倦时，可自觉地应用各种简便易行的方法消除和减轻疲劳。例如，长途运输之前应有充足的睡眠时间；行车途中，每隔2—3小时休息10—15分钟；稍感困倦或心情烦躁时就立即打开车窗，呼吸新鲜空气；听听轻音乐或柔和欢快的歌曲；吃一点东西，或喝一点冷饮；洗洗脸；下车活动一下身体。如果感到极度疲劳，睡意难以解除，最好睡20—30分钟。

(5) 使用疲劳报警器

目前世界各国都十分重视防止驾驶员疲劳或瞌睡的报警装置的研制。在条件许可的情况下，可以在车上配备疲劳报警器^[5]。

2.3 驾驶疲劳监测方法

驾驶疲劳的监测方法主要分为主观和客观两种。主观方法主要依据主观调查表、驾驶员自我记录表、睡眠习惯调查表和斯坦福睡眠尺度表等来测评驾驶员的疲劳程度。最有代表性的主观调查是皮尔逊疲劳量表。驾驶员自我记录表对驾驶任务、驾驶习惯和驾驶时间等进行自我测评，这些因素因人而异，因此不能作为测评驾驶疲劳的标准尺度。睡眠习惯调查表用来检查驾驶员是否有失眠的情况，对疲劳程度和情绪进行自我评价。主观方面的调查表使用方法简单，

但很难量化疲劳的等级和程度,又因各人的理解有明显的差异,其结果往往不能令人满意。客观的方法主要有脑电图、眼电图、肌电图、呼吸气流(用鼻声传感器测量)、呼吸效果(用胸腔部传感器测量)、动脉血液氧饱和(用手指探针测量)时的体温(用红外线耳朵探针获取)、心电图(开车或睡眠时)等测量方法。综合起来,当前国外已研制出一些监测瞌睡的装置主要有以下几种:

1) Head Position Sensor

Head Position Sensor是由ASCI公司(Advanced Safety Concepts Inc)研制开发,主要用来测量头部位置的传感器。通过设计安装在驾驶员座位上面的一个相邻的电极电容传感器阵列,每个传感器都能输出驾驶员头部距离传感器的位置,利用三角代数算法就可以计算出头在X、Y、Z三维空间中的位置,也能够实时跟踪头部的位置,同时利用各个时间段头部位置的变化特征,可以表现出驾驶员处于清醒还是瞌睡状态。该传感器物理特点基于传感器电极的屏蔽之间的电容,通过人这个高导体可以改变电极之间的电容。通过测量电压计算头部与传感器之间的距离。当人进入电容区域时,临近的电容改变同距离之间的关系是 $1/R^2$ 。利用3个传感器,就可以利用三角代数计算出头的X、Y、Z坐标。ASCI公司开发的疲劳监测装置可以预测驾驶员打瞌睡,能够实时操作、便宜且容易安装^[6]。

Philip W.Kithil在该测量传感器的基础上,对驾驶员的头部位置进行实时跟踪,并且根据头部位置的变化规律判定驾驶员是否瞌睡,发现点头的动作和瞌睡有非常好的相关性。该系统可以用来测量点头动作(Micro Nod Detect System),其产品全名为MINDS。研究表明,头部位置一些小的变化(Micro-nod)和微睡(micro-sleep)有非常好的相关性。Johnson Control Inc投入资金研究Micro-nod和micro-sleep的关系,做了4例飞行员的模拟测量,得到Micro-nod的一些明显的模式(图2-3)。

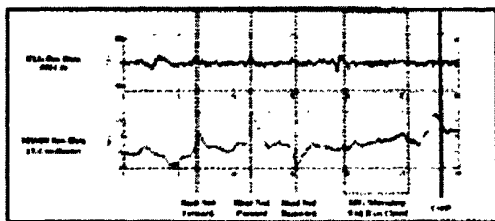


图2-3 同一测量者 EEG 和 Micro-nods (30s) 的数据对比

图2-3说明,利用EEG测量的微睡(micro-sleep)的特征是 α 波增加,其频率

是8-12.5Hz。微睡（micro-sleep）同时在Micro-nods中表现为3个点头动作。

1999年Philip W.Kithil做了和PERCLOS测量方法的对比实验，发现这2种测量方法都是有效的，Micro-nods的可靠性更高一些，ASCI的检出率为55%，对应PERCLOS是37%。

2) PERCLOS Monitor

PERCLOS是Carnegie Mellen研究所的Driving Research Center研究开发的。PERCLOS测量的参数是在单位时间内（1min）眼睛闭合程度超过80%以上的时间占总时间的百分比。PERCLOS能连续跟踪测量眼睑的睁闭，并且根据相应的阈值提醒可能发生的瞌睡。PERCLOS在设计原理上进行了创新，提供一个很好的跟踪人眼的测量方法。它充分利用人眼的基本生理特点，即视网膜对不同波长的红外光能够反射量的不同，对于850nm波长的入射光，视网膜能够反射90%，而950nm波长的入射光只能反射40%。在同样照度的情况下，2个摄像头同时测量人眼的图像，一个是850nm波长的反射图像，另一个是950nm的反射图像，两幅图像相减的结果，就只留下视网膜的位置的图像，然后再分析视网膜的大小和位置。

为了能够得到两幅不同波长光源而相同的图像，DRC利用了两个分离的摄像头，90°交叉。当图像经过一个光束分离器，分成两束分别进入两个摄像头的镜头中。然后，两个镜头分别用850nm和950nm波长的滤波器得到相应的红外图像。结果就得到两幅在同一时刻只有视网膜图像不同的两幅图像。摄像头的结构见图2-4。

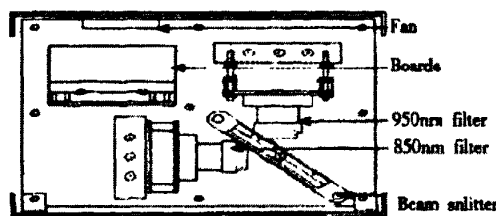


图 2-4 PERCLOS 摄像头的结构图

PERCLOS计算睁闭眼是建立在利用这种特殊的摄像头找到眼睛的基础上，提取出眼睛的图像，并且计算图像的高度来判断眼睛的睁闭。同该公司以前设计的Semi-Auto Tracking Eye系统相比，准确度有了相当的提高。并且解决了光线变化和戴眼镜的问题。能够以每秒10幅图像的速度实时地分析。

1998年Richard利用PERCLOS测量数例数据，发现利用PERCLOS能够检测到

慢性瞌睡和急性瞌睡两种瞌睡方式。

3) 瞳孔测量计进行疲劳测量

瞳孔测量计是实时地测量眼睛的瞳孔尺寸变化的装置，根据瞳孔的变化关系来评测疲劳度。受试者坐在一个舒适的椅子上，用2个红外敏感度很高的摄像头放在测试者的前面，同时要求测试者看着前面墙上的红点。每秒测试60幅。第一分钟将室内的灯打开，其余14分钟将灯关上。研究发现，在灯关掉的一段时间内，清醒人瞳孔的直径保持相对稳定的大小，而疲劳人瞳孔的直径有比较明显的变化。根据变化的程度就可以计算出瞳孔没有休息指数PUI (Pupil Unrest Index)，PUI对分析瞌睡的水平是有价值的。瞳孔的直径和瞌睡的关系如图2-5所示。

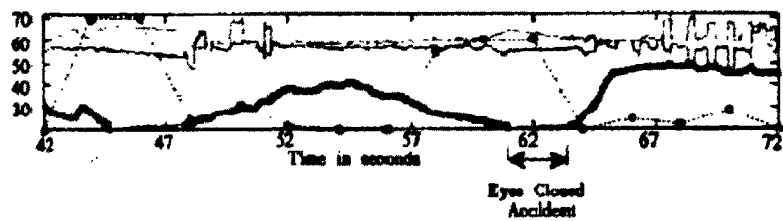


图 2-5 瞳孔直径与瞌睡的关系

Narcolepsy Research Center研究了用此方法测量瞌睡的可靠性和有效性。Lowenstein发现，瞌睡人的瞳孔有很大的变化，并将此种现象定义为“疲劳波”，瞌睡人的瞳孔会减小，而清醒人的瞳孔尺寸保持相对稳定。利用瞳孔计，测量了人在24小时发生疲劳的节律，发现上午10时左右最清醒，而下午2时最易瞌睡。

4) EEG测量疲劳瞌睡的方法

EEG是测量睡眠的“金标准”。因为在瞌睡时，脑电图从清醒到瞌睡会有很明显的变化。在对正常的人进行EEG分析时（此时眼睛睁开），瞌睡发生时， θ 波有比较明显的增加（ θ 波的活动频率是在3-7Hz），要比正常清醒时的活动 β 波（大于13Hz）要慢，如图2-6所示。

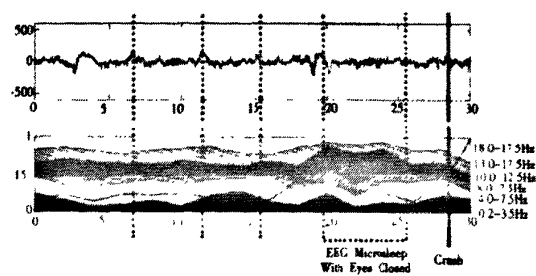


图 2-6 发生瞌睡时，EEG 频率变慢， θ 波出现

5) 其它测量方法和传感器

疲劳瞌睡时人的很多生理参数,如皮肤阻抗、心率、心率变异性和肌电都有明显的变化。由于实时测量的难度和对人的要求比较高,现在还没有有明显的进展,但是有很多人在研究利用其他参数检测疲劳的方法。日本Kakuichi Shiomu在2000年报道一种通过分析飞行员声音的频率成分来测量瞌睡的方法,为测量疲劳开辟了一条新的思路。

几种测量方法的对比:

1) 头部位置和眼睛所盯位置测量方法,由澳大利亚研制。传感器是Head Position Sensor,优点是测量头部位置精确,能用来评价使用者是有兴趣、困惑还是瞌睡等不同的精神状态。可以用于研究人是否分神,注意力是否集中。困难是要求在驾驶员的脸上作一些标记,车辆内的光线变化明显时,测量容易失败,由于点头的动作和瞌睡的相关系数仍然没有找到合适的关系,因此准确率不是很高。

2) PERCLOS (由美国研制)能比较客观地反映在瞌睡时人的眼睑活动情况,尤其在人瞌睡的程度比较深时,都能测量到瞌睡。但少数人瞌睡时眼睛睁开,带眼镜测量难度较大,误报警率很高。

3) Lane Tracking System由美国研制,测量车辆离开白线的时间和程度。缺点是要求白线清晰,晚上测量容易失败。

4) Mayo Pupil可测量瞳孔直径随时间的变化,因此,睁闭眼的参数也容易得到,但现在还没有解决测量方法,不能方便实时测量瞳孔直径。

5) EEG是测量睡眠的金标准,但需要在头上粘贴电极,因此还没有投入实际运用。作为对比方法,它为我们提供了测量的标准。

尽管以上这些方法测量结果比较准确,但一般在驾驶前后测量,结果都是超前或滞后的;而在驾驶室内安装上述仪器进行实时监测也是不现实的。因此,寻求一种车载、实时、客观的疲劳测量装置成为国内外研究者的研究方向。

本章小结

本章主要介绍了驾驶疲劳的形成机理、表现特征、原因分析及预防措施、监测方法等。

参考文献

- [1] 关力. 大脑疲劳的研究与进展[M]. 国外医学生物医学工程分册, 1996, Vol. 19.
- [2] 曹伟国, 秦立斌, 刘西刚. 疲劳驾驶与交通事故[J]. 北京汽车, 2005, 4.
- [3] 王海勇, 梁锋. 基于人机工程学的驾驶疲劳模型[J]. 工业安全与环保, 2005, 2.
- [4] 吴宝龙. 疲劳剖析与车祸预防[J]. 安全行车, 26-27.
- [5] 毛喆, 初秀民, 严新平等. 汽车驾驶员驾驶疲劳监测技术研究进展[J]. 中国安全科学学报, 2005, 3.
- [6] 周玉彬, 俞梦孙. 疲劳驾驶检测方法的研究[J]. 医疗卫生装备, 2003, 6.
- [7] 韩相军. 基于 DSP 的驾驶疲劳实时检测系统研究. 首都师范大学硕士学位论文.

第3章 脑电波、眨眼与疲劳

脑电波是测量人清醒程度的“金标准”，眨眼特征也是检测人疲劳瞌睡状态时的一个常用有效指标。因此，本论文从这两个角度出发，探求用脑电波和眨眼来判断与评价驾驶疲劳状态。但首先应先了解脑电波与眨眼的基本理论、测量方法及与疲劳的关系，这也是本章介绍的主要内容。

3.1 脑电波

3.1.1 脑电波产生原理

脑电来自脑的神经组织的电活动。神经系统的结构单元是神经细胞或称神经元。神经细胞具有接受刺激和传导兴奋的作用。关于神经传动和脑电的产生原理，目前主要有两种看法：一种是动作电位学说；另一种是突触后电位学说，认为脑电图的主要成分是大脑皮层锥体细胞顶树突的电现象的总和。

1) 神经元和突触学说

人脑大约含有一千个神经元细胞，虽然各种神经元的形状、大小和机能不尽相同，但却有其相似之处。典型的神经元是由细胞体及它发出的多个树突和一支轴突(神经纤维)组成的。突起有两类：一类为树突，短而分枝多，其主要功能是接受来自其它神经细胞的刺激，以冲动形式传向细胞体；另一类为轴突(又称神经纤维)，细而长，通常只有一枝，其主要功能是将冲动传离细胞体，向其它神经元传递刺激。一切活组织在兴奋过程中都有电位变化，称作生物电。神经细胞的电活动是生物电的一种，其常见的脉冲式的电反应称作“冲动”。

突触后电位学说认为脑电波是皮层内神经元细胞群同步活动时突触后电位的总和，这是目前较公认的论点。神经生理学家张香桐证实，脑内神经元的慢波活动发源于皮层并且与顶树突的活动有关，Scheibel观察到，脑电波的个体发生与顶树突的形态分化有平行关系。新生小猫脑电图只有低幅慢波，此时顶树突只有极少分支，出生后10-12周，随着顶树突突触及树突小棘分布增多，脑电

图上各种频谱的节律都出现,应用微电极细胞内记录技术,可见皮层内神经元突触后电位的节律与皮层引导出的脑电波节律一致,静脉注射巴比妥类药物,当剂量达到500mg时脑电波与细胞内记录所得的突触后电位同时消失,停止注射5分钟则两者同时恢复。这有力地支持了突触后电位学说^[1]。

2) 膜电位和离子学说

关于神经冲动的机理,目前被人们最广泛接受的是离子学说。离子学说最早由 Overton 于 1902 年提出,但没有受到足够重视,到 1949 年 Hodgkin 等人加以修改完善后,才被人们充分接受。

离子学说的基本原理是:生物细胞(包括神经细胞)都有细胞膜,细胞膜(或神经膜)是一种特殊的通透膜,它的通透性会随着环境的变化而发生如下的变化:当细胞(神经元)安静时,膜内(胞浆—细胞质)的钾离子(K^+)和有机物负离子(A^-)的浓度高于膜外(间质液),钠离子(Na^+)和氯离子(Cl^-)浓度则低于膜外。在安静状态下的另一个现象是,细胞膜的特殊通透性使 K^+ 比 Na^+ 更易透过自身,两者通透性相差 50—70 倍,造成膜外正离子浓度超过膜内;又使氯离子(Cl^-)比有机物负离子(A^-)更易透过,造成膜内负离子浓度超过膜外。膜内负离子较多,膜外正离子较多,正负离子相互吸引,这就使得膜内外的正负离子紧挨细胞膜排列于内外两侧,形成一个相对的平衡状态,称作极化状态。此时若对膜内外的电位进行测量,便可发现膜外电位(+)高于膜内(-),形成一个电位差。神经纤维在安静状态(极化状态)的这种电位差约为 50—80 毫伏,平均为 -70 毫伏。这种电位差主要由钾离子浓度差所决定。当神经细胞膜接受一个强度超过阈值的刺激时,膜对离子的通透性便会发生变化:对于 Na^+ 的通透性增加,膜外的 Na^+ 便迅速进入膜内,膜内的正离子数迅速上升,电位升高(膜外电位则相对降低)。这种电位变化在神经纤维的外表面(膜的外表)形成一个相对于其邻近神经纤维(处于安静状态的部位)为负的电位,称作“动作电位”。动作电位发生于神经纤维局部的反极化,促使这一局部部位与其邻近安静部位之间形成了电位差,而这种电位差必然引起电流的流动,称作动作电流。动作电流对于其邻近(安静)部位是一个刺激,它引起这个邻近部位的反极化,亦即使邻近部位产生动作电位。这种现象不断地扩展下去,便形成了神经冲动(动作电位)在一根神经纤维内部传输的基础。

动作电位学说认为脑电活动由神经元胞体或神经纤维的动作电位组成的,

据此，时程较长的脑电波则由不同步的动作电位组成。但是，这无法对下列情况进行解释： α 波频率为8-13Hz，时程为100ms，而动作电位时程仅为1-2ms；动作电位在兴奋时出现，而 α 波在安静时出现，在阻断脑血流或在麻醉状态下，动作电位消失但皮层的缓慢电活动仍然存在^[1]。

3.1.2 脑电图

脑电图是脑神经细胞电生理活动在大脑皮层或头皮表面的总体反映。通常所指的脑电图(electroencephalograph, EEG)检测是通过按照一定规则放置在头皮上的电极来观察脑电波活动的过程。脑电图中包含了大量的生理与疾病信息，在临床医学方面，脑电图处理不仅可为某些脑疾病提供诊断依据，而且还为某些脑疾病提供了有效的治疗手段。目前，脑电图已经在临床上获得了广泛应用，建立了如CT，MRI等，成为诊断癫痫症、极度兴奋、注意力不集中、酒精/药品依赖)、脑外伤、失眠、睡眠紊乱等的重要辅助手段。在工程应用方面，人们也尝试利用脑电信号实现脑-计算机接口，利用人对不同的感觉、运动或认知活动的脑电的不同，通过对脑电信号有效的提取和分类达到某种控制目的。

1875年英国物理学家Richard Caton第一次检测到了脑部电流，但之后发展非常缓慢，直到1924年，德国神经学者Hans Berger，利用其简单的检测设备放大大脑部电活动，从而第一次在记录纸上描记到了脑部电活动。至今，已有将近80年的历史，人们对脑电的分析积累了大量的经验。



图 3-1 多导脑电仪测量图

1. 脑电图与人体感觉

关于脑的不同类型的节律以及它们与不同病理和功能之间的关系的研究，自有脑电图以来，就一直是研究者所关心的问题。脑部电活动根据不同脑部的状态、功能或病理被分成了不同的频带。

δ 波：0.5-3 Hz，人在睡眠过程中出现的大脑慢活动状态，此时人脑波频率一般在1-3 Hz之间，该频率只有在深度睡眠时才会出现。

θ 波: 4-7 Hz, 脑波处于该频率时人的精神处于深度松弛状态, 注意力高度集中, 灵感涌现, 创造力空前高涨。但是, 未经过训练者一旦脑电波降到这么低的频率, 会很快进入睡眠状态。

α 波: 8-14 Hz, 脑波处于该频率时人的大脑清醒而放松, 注意力呈聚焦状, 容易集中精神于某一工作中, 不易处于外界其他事物干扰, 并且大脑不易疲劳, 现代科学积极倡导 α 波是为人们学习与思考的最佳脑波状态。其中 α 波又分为 3 种: 慢 α 波: 8-9 Hz, 临睡前头脑茫茫然的状态, 意识逐渐走向模糊。中 α 波: 9-12 Hz, 灵感、直觉或点子发挥威力的状态, 身心轻松而注意力集中。快 α 波: 12-14 Hz, 稍显紧张, 无暇他顾的状态。

β 波: 脑波在该波段主要频率范围在14-30 Hz。处于该脑波频率, 人脑处于清醒的意识, 人的精神处于紧张状态, 对周围事物很敏感, 注意力集中于外在环境, 呈分散状, 并且大脑容易疲劳, 绝大多数人白天都处于这种状态^[2]。

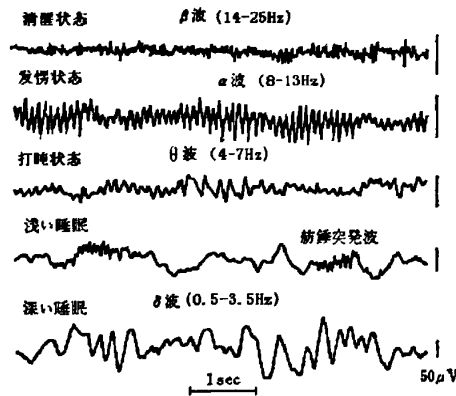


图 3-2 不同波段脑电波波形图

2. 脑电信号及测量原理

脑电信号是非平稳性比较突出的随机信号, 不但节律随着精神状态的变化而不断改变, 而且在基本节律的背景下还会不时地发生一些瞬态, 如快速眼动、癫痫病人的棘波或尖波等。用肉眼观察时, 它们是一些有别于背景节律、持续时间较短而幅度较大的脉冲。它的时域波形很不规则, 因此传统上是从频域上加以分段的。脑电信号有如下特点:

脑电信号非常微弱, 且背景噪声很强。一般 EEG 信号只有 $50\mu\text{V}$ 左右, 最大 $100\mu\text{V}$ 。背景噪声强是指非研究对象的信号在观察中有很强烈的表现, 例如

精神紧张、面部肌肉动作等带来的伪差等。因此脑电信号的提取与处理对检测系统、分析系统有很高的要求，包括有高输入阻抗、高共模抑制比、低噪声放大技术，能从强噪声中提取弱信号的高质量滤波措施等。

脑电信号是一种随机性很强的非平稳信号。随机性强是由于影响它的因素太多，其规律又未被认识，只能从大量统计结果中呈现出来，从而必须借助统计处理技术来检测、辨识和估计它的特征。非平稳性是由于构成脑电信号的生理因素始终在变化，而且对外界的影响有自适应能力。因此EEG又是统计特性随时间变化的非平稳信号。有资料报道，EEG信号的时间长度从1秒增加到10秒，其平稳性由90%降至10%。

非线性。生物组织的调节及适应能力必然影响到电生理信号，具有非线性的特点。

脑电信号的频域特征比较突出。与其它生理信号相比，长期以来功率谱分析及各种频域处理技术在EEG信号处理中一直占有重要的位置^[2]。

随着对脑电活动的进一步认识，能够记录或描述脑电活动的装置也应运而生。脑电图仪就是专门用于测量和记录脑电图的装置。脑电图仪产生于1934年，是伴随差动放大器的发明而出现的。其工作原理是首先由放置在头皮的电极在体表或皮下检测出微弱的EEG信号；然后通过电极导联耦合到差动放大器进行适当放大，最后由记录设备记录。现代的脑电图仪将传统的脑电图仪与计算机技术相结合，采用在计算机屏幕上直接显示，由打印机及磁盘、光盘等对脑电图进行打印、记录和存储的技术。主要由输入、放大、AD转换、电源、计算机系统等部分组成。其基本构造如图3-3所示。

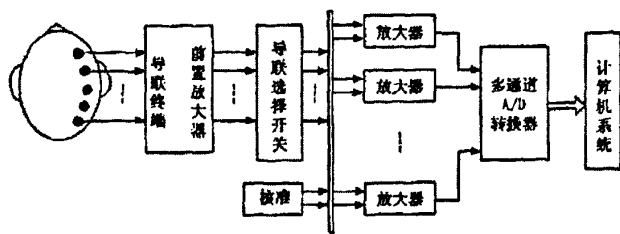


图 3-4 多导脑电仪的组成框图

1) 输入部分

● 电极及电极盒

电极数目由脑电图仪的导联数确定，常用的有8导、16导，现代脑电图仪有

多达64导及更多。一般多于16导的脑电图仪均配有电极帽。电极通常有Ag/AgCl电极及火棉胶电极两种,电极通过电极盒与脑电图仪相连接。电极盒是接地的金属盒,上有电极插孔,插孔标号与大脑电极物理位置相对应。

● 导联选择器

用于将各电极引线成对接入各路差动放大器,并可通过导联选择开关进行单极或双极等导联类型转换。

● 标准信号发生器

根据操作规范要求,在正式描记脑电图之前必须要用标准电压来校准描记笔摆动的幅度,因此脑电图仪都配有标准信号产生装置。

2) 放大部分

由于EEG信号本身很微弱,背景干扰强,而且头皮和颅骨通常有几十千欧的电阻,因此对脑电信号的放大一般需采用多级放大的形式,其前置放大级选用的差动运算放大器要求必须具备高输入阻抗、高共模抑制比和低噪声的性能。在整个放大回路中一般还需设置一些可调装置,以便在测量时根据需要调整放大器的时间常数、增益等参数。

3) A/D转换部分

计算机系统是数字系统,它只能接收和处理数字信号,A/D转换部分就是用于将经过适当放大的模拟形式的脑电信号转换为计算机可以识别和处理的离散数字信号形式。目前一般采用在计算机的扩展槽中安装一块多通道A/D转换卡来完成这种转换,转换卡的转换精度大多选择12位,即将处于量程范围内的某一量值的模拟量用一个12位的二进制数表示,转换速度与通道数及采样频率有关。

4) 电源部分

用于给放大部分及导联选择等部分提供直流工作电源,它可以将工频220V电源转换为各部分所需要的电源形式。一般要求它提供的电源应具有足够的精度,输出的直流电压则希望其纹波尽可能的小,同时电源部分应具有良好的屏蔽,以避免或减小将工频干扰引入到脑电信号中。

5) 计算机系统

它是现代脑电图仪的重要组成部分,在它的控制下完成脑电信号的采样、记录与存储。由于计算机具有强大的数据处理能力,因此现代脑电图仪一般均带有对脑电信号进行基本分析处理的应用软件^[3]。

3. 脑电信号测量仪器

目前,国内外经过几十年的发展,脑电波测量仪器类型大致分为以下几种:

1) 热笔描记式脑电图机

这是临床应用最为广泛的一种脑电图机。它一般配置8-16导电极,用笔式记录器将脑电图记录在纸上。其缺点是无自动分析功能,分析只能靠医生目测尺量来完成,且耗费大量的纸张。

2) 无纸脑电图机

该类型的脑电图机由放大器、配有A/D转换器的计算机及打印机所组成,一般也是配置8-16个电极。脑电信号经A/D转换后被采集到计算机中,然后借助于屏幕的显示来代替纸的描记。对特别感兴趣的脑电信号可存储于计算机中或输出打印,有的无纸脑电图机还具有一定的分析功能。

3) 脑电地形图仪

其配置与无纸脑电图机基本相同,但至少配置16个电极,且打印机能输出彩色图形。其原理是把按国际10-20导联标准安放在头皮上的电极位置投影到一个平面上,然后利用信号处理的方法计算每一个信号的功率谱,并加以插值,绘出头皮上脑电信号功率谱强度的分布。国内已推出16-19导联的脑电地形图仪,且当前趋势是将无纸脑电图机和脑电地形图仪合为一体。

4) 脑电监护仪

脑电监护除了能实时地、连续不断地显示脑电波形外,还应具有存储功能、数据管理功能,最好能像心电监护仪那样具有报警功能。

5) 脑电“Holter”

此词来自心电Holter,即动态脑电长时间记录仪。它一般配置3-16个电极,应具有存储24h脑电信号的能力。若采样率按100HZ, A/D的精度按8bit计,那么单个导联24h的数据量是8.64MB, 16导联则是138MB。

6) 脑电分析仪

脑电分析仪既包括脑电“Holter”的回放分析系统,也包括一般意义上的脑电分析系统。该分析仪应能记录较长时间(30分钟以上)的脑电信号,能对所记录的脑电信号给出较为全面的分析(如时域、频域)。近20多年来,工程技术人员几乎把所有信号处理学科的技术都应用于脑电信号,取得了可喜的成果。

7) 国外小型非临床脑电仪器

从20世纪90年代开始伴随着微电子与电脑技术的飞速发展,国外市场上陆续出现各种小型脑电图机,共同特点能由电池供电运行,体积小、重量轻、能

在非实验条件下不同场合采集脑电波数据，记录波形数据实时地传输给电脑处理和显示。记录的EEG数据还可以被Matlab等工具软件读取做进一步处理^[3]。

3.1.3 脑电波在驾驶研究中的应用

近年来对脑电图的研究逐步地深入和扩展，其研究也早已超出了医疗的范围。心理学家应用脑电图来研究认知心理学；电脑厂商用来做控制电脑的人-机界面，相应地应用到交通安全方面对驾驶员疲劳状态下驾驶能力的监测。

脑电波种类较多，波形变化灵敏，对外界的抗干扰能力差，不过可以在室内驾驶模拟舱里（如图3-4）很好的监测驾驶员对模拟的各种道路线形以及驾驶员疲劳等情况下的脑电波变化。可以借鉴医学上的模式，视觉诱发脑电波测量法（如图3-5），将闪光体、带有棋盘格、条栅等的平面体图形结构换成仿真的道路交通场景，利用其作为刺激源，根据场景上道路条件及驾驶环境的不同测量对应的驾驶员脑电波^[3]。

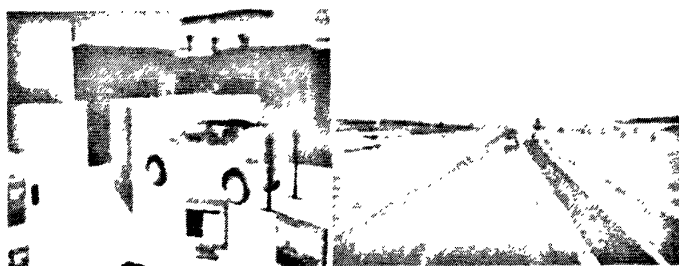


图 3-4 室内驾驶模拟舱系统及仿真场景

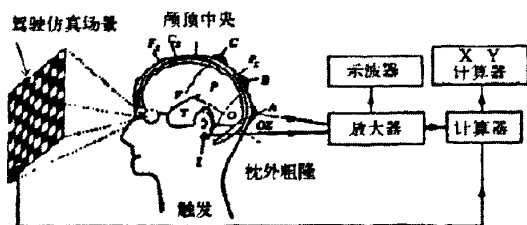


图 3-5 脑电波视觉诱发测量示意图

1) 脑电技术用于评价道路交通安全

诱发交通事故的因素较多，其中道路条件及周边环境不仅关系到驾驶环境的舒适性，更关系到驾驶的安全性。通过研究驾驶人员在不同道路交通环境条件下（线形组合、坡度、转弯半径、视距等）的脑电波变化，提出整改措施，

可以提高和改善道路线形环境和交通环境的行车安全性和驾驶舒适性。韩国的Chung用EEG来研究不同的道路线形（如同样长度的直线段和曲线段）对驾驶员行车的影响，他用EEG来研究匝道进口处不同部位驾驶员行车的紧张状况。

2) 脑电技术用于研究疲劳驾驶

驾驶疲劳的监测技术一般可分为主观监测技术和客观监测技术。主观监测技术对于驾驶疲劳的评判实际上是通过时间标准来界定的，即对驾驶员每次连续驾驶时间的界定。但由于在限定这种时间标准的时候，无法考虑到不同驾驶员个体在体质、精神状态、生活饮食状况、是否患病等多方面的差异性，所以主观监测技术的监测结果往往不能令人满意。利用客观监测技术可针对不同的驾驶员进行评价，其监测结果比较准确。驾驶疲劳监测技术的研究主要集中在客观监测技术方面，国内外对驾驶员开展的脑电技术研究工作有如下方面：Torsvall、Akerstedt及Kecklund等把脑电图用于研究驾驶员开车过程中瞌睡与事故之间的关系；澳大利亚Saroj K Lal和Ashley Craig对35名非专业驾驶员进行试验，以他们在清醒状态下的平均EEG活动为基准，分析得出了他们在清醒、接近疲劳、疲劳、极度疲劳（打瞌睡）和从疲劳中警醒这5个不同阶段脑电图的变化特点；我国浙江大学的王炳浩等用KT98-2000A动态脑电仪描记了健康的驾驶员驾车行驶时的动态脑电波，同静止条件下，睁眼、坐在椅子上得到的清醒状态和瞌睡状态的脑电波进行对比，得到了判断驾驶员是否处于疲劳状态的依据。

由于监测驾驶员脑电波的脑电仪为接触性的，数十个电极需要贴到驾驶员的头皮上，在行车过程中会造成驾驶员的不舒适或影响驾驶员的操作；另外电极还容易脱落影响实验数据的监测。所以应选择适当的脑电仪，使其实用性和便携性都达到试验要求，此外目前驾驶员脑电波的实车实验还不理想，现阶段应先利用驾驶模拟舱做一些模拟试验，积累一定的经验之后再再进行实车实验。以后的这部分的实验研究展望如下：

1) 多学科融合

结合心理学、生理学及行为科学等学科知识，深入研究驾驶行为、驾驶疲劳等的产生机理，通过实验建立起驾驶行为与道路交通条件之间的模型。

2) 多监测手段融合

将来自多个传感器（实验仪器）的信息进行合成以产生对被测对象的统一的最佳估计，在单一监测方法无法在灵敏度和可靠性方面达到完全令人满意的情况下，可以将多传感器信息融合技术引入到驾驶行为监测技术中来。比如可

以用脑电技术、心电技术、眼动、呼吸等参数对驾驶员的驾驶疲劳状况进行评价。通过车载多传感器可实时获取多种信息,在此基础上,采取一定的信息融合算法提高监测数据的可靠性。

3) 开发车载检测设备

脑电波检测系统实现车载,使其成为集信息采集、评价决策、报警处理为一体的综合体,此外可利用移动通讯技术进行网络监控,当驾驶员出现异常行为而在脑电波上有所反应时,无线通信指挥中心的分析检测系统可立即采取相应的预警措施。

3.2 眨眼

眨眼就是眼睑快速地打开和闭合,是一种正常的生理现象。常见有两种:一种称为保护性的,如当外界物体接触到角膜时,或者有人示意恫吓,以致耀眼的光束在眼前突然闪过,都可以引起眨眼动作。这种神速的反应,在极短的时间内却经历了复杂的神经传导过程,医学上叫做“角膜反射”。第二种眨眼的起因至今尚不太清楚,这是每个人平时常做的一种眨眼动作,并无外界刺激存在,由于是在不知不觉中做的动作,所以叫做“不自主运动”。

研究证明,眨眼对眼睛有重要的作用,它是眼睛的一项必要功能。眨眼尽管时间极短,但可以使眼底视网膜上的感光细胞得到瞬间的休息。同时随着眨眼和眼球运动,泪水被均匀地涂抹到眼球表面,形成泪水膜,把眼球表面的尘埃和污物冲洗掉,清洗眼球和润滑角膜,还有屈光作用,助人视物清晰,不易疲劳。有时,由于强烈的光线,特别是刺激性较强的光线直射眼睛时,不断的眨眼动作,就像眼前有一块“竹帘”,一次次地阻挡强光,使眼底视网膜上的感光细胞少受其害,起着积极的保护作用。

眨眼本身不仅有许多用处,而且医生还可根据眨眼来确诊一些病症。如可根据眨眼动作的存在或消失来判断病人昏迷的深浅,甚至于可以帮助诊断颅内的某种肿瘤。过量眨眼可被视为一些疾病,如中风或神经系统病症的先兆。而老年人眨眼次数的减少则与帕金森症有关^{[4] [5]}。

3.2.1 眨眼特征

正常成年人每天除8小时睡眠外,眨眼次数1.5万次左右。平均而言,一次眨眼大概花300-400微秒。经统计,正常人每分钟要眨眼10-20次,每次眨眼要用0.3-0.4秒钟,每二次之间相隔约2.8-4秒。成人如3-5秒钟眨眼一次,一小时就将近一千次。随着年龄的增加,眨眼频率也相应提高,直到成人保持稳定。一个人大约隔2-10秒眨眼一次,眨眼频率是由体内“眨眼中心”决定,但同时又受外部刺激的影响。据研究,眨眼频率的变化,不仅是生理上的需要,也是心理状态的反映,与人的情绪有着密切关系。例如,我们在处理一件事情或考虑一个问题时,就会眨一下眼,这时眨眼恰是标点符号,让大脑做一次短暂的休止。反之,眨眼往往是疲倦和注意力减退的表现。当感到疲倦时,眨眼频率和持续时间都会增加^[5]。

上世纪20年代,苏格兰爱丁堡的两位学者研究眨眼与心境关系时发现,人在焦虑或精神压抑时,眨眼频率显著增加。美国华盛顿大学圣路易分校的心理学家约翰·斯特恩通过实验还发现,眨眼频率以及眨眼时从闭眼到睁眼,受大脑的直接控制。焦虑时眨眼次数增加,而在高度警觉时眨眼次数则减少。飞行员或汽车驾驶员在飞行或高速驾驶时,精神集中,眨眼次数减少。如果精神不振、疲倦时,眨眼次数增加,闭目的时间也延长。这一发现引起了美国加州埃德华兹空军基地的心理学家詹姆斯·米勒的极大兴趣。他认为根据斯特恩的研究结果,可设计制造一种专门监视飞行员眨眼的警报系统安装在飞机上。飞行员眨眼频率及每次眨眼所持续的时间,可通过眼球对红外线的反射,迅速报告给地面控制中心,以便掌握飞行员的精神状态,并及时给予指导。此警报系统用于汽车驾驶员,可提高安全度,防止交通事故的发生。

图3-6显示了约1分钟的眼睑活动情况,测量了人在瞌睡中可能出现的几种情况:图3-6(1)从正常的快速眨眼到慢速眨眼直到短暂的闭眼,出现了微睡眠;图3-6(2)从慢速眨眼到短暂的闭眼的周期过程;图3-6(3)在出现不可抗拒的瞌睡后,迅速清醒的过程^{[4][6]}。

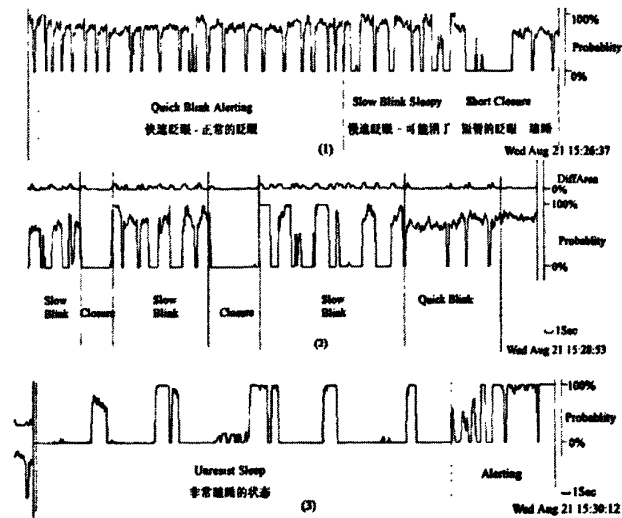


图 3-6 眼睛闭合与时间的对应关系

3.2.2 眨眼及疲劳监测

眼睛既是人体获取视觉信息的输入通道，同时还反映人的精神生理状况。当人体处于疲劳状态时，眼睛闭合的频率及持续的时间都会增加，因此，可以通过监测眼睛的闭合状态来判定被试者的疲劳状态。

驾驶员在车辆行驶过程中是否疲劳驾驶可以从眼睛的状态反映出来。当驾驶员精神饱满时，眼皮张开程度及眨眼频率都有统计的正常值；当驾驶员精神萎靡不振时，眼皮张开程度明显变小，眨眼频率也明显降低。所以，利用驾驶员眼睛的状态信息来判断驾驶员疲劳状况是一种可行的方法。随着图像处理技术的飞速发展，利用图像处理技术来监控驾驶员行为已经成为可能。在对驾驶员驾驶行为进行监控时，利用摄像头获取驾驶员眼部的一段连续图像，对每幅图像中的眼睛状态进行分析，综合每幅图像的数据来获得眼皮的一个眨眼周期。由于正常的眨眼频率与疲劳状态下的眨眼频率有着明显的区别，从而可以判断出该图像序列获取时驾驶员的疲劳状态^[6]。

PERCLOS (percentage of eyelid closure over the pupil over time) 是指眼睛闭合时间占某一特定时间的百分率。PERCLOS 能否评价驾驶疲劳呢？要回答这个问题，可以借鉴美国弗吉尼亚大学Walt Wierwille和他的同事在驾驶模拟器上所

做的实验结果（图3-7）来说明。由图3-7可见，眼睛闭合时间在事故前比在事故后要长。眼睛闭合时间的长短与疲劳程度有密切关系，驾驶员眼睛闭合时间越长，疲劳程度越严重。因此通过测量眼睛闭合时间的长短就能确定驾驶疲劳的程度^{[7] [8]}。

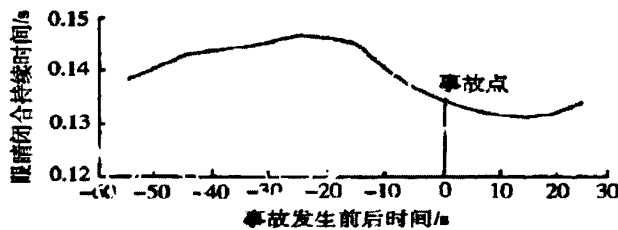


图 3-7 驾驶模拟器上测得的眼睛闭合时间与事故发生前后时间的关系

PERCLOS方法有 P_{70} 、 P_{80} 和EM三种判定标准，分别表示瞳孔被眼睑纵向遮住70%的时间比率、遮住80%的时间比率以及眼睑均方闭合率。研究表明 P_{80} 与疲劳程度间具有最好的相关性，采用 P_{80} 作为基于眼动的疲劳检测的判定标准。

基于眨眼的驾驶疲劳度监控系统的基本原理是通过红外线摄像机和脉冲发光二极管相结合，定位和测试驾驶员的瞳孔，通过图像处理分析驾驶员瞳孔是否有变小，甚至闭合的趋势；同时，统计驾驶员眨眼频率；将以上信息经过信息融合之后，得出一个疲劳度数值，从而判断驾驶员是否处于清醒状态。

本章小结

本章系统介绍了脑电波和眨眼产生的生理原理、测量方法、测量仪器等方面，归纳总结了国内外在脑电波、眨眼与驾驶员疲劳瞌睡关系上的相关研究，基础知识及应用研究，如疲劳状态下脑电波的变化，眨眼特征的相关变化，以及脑电波测量与眨眼测量研究在研究驾驶员状态中的应用等。并对不同行为状态下脑电波及眨眼特征的变化等进行详细的阐述，为论文的分析研究提供了知识理论基础。

参考文献

- [1] 季忠. 信号特征信息提取、分析方法及虚拟式脑电波监测器的研制. 重庆大学博士学位论文, 2003.
- [2] 陈炎, 胡江碧, 荣建等. 脑电技术在驾驶行为分析中的应用[J]. 道路交通安全, 2006, 9.
- [3] 詹彤. 佩带式脑电波遥测系统. 华南师范大学硕士学位论文. 2003.
- [4] 杨锋. 眨眼的生理功能[J]. 人体奥秘, 2005, 3.
- [5] 曾正斌. 眨眼趣谈[J]. 中国眼镜科技杂志, 1997, 1.
- [6] 周玉彬, 俞梦孙, 金章瑞等. 驾驶员瞌睡的视频监测研究[J]. 北京生物医学工程, 2003, 3.
- [7] 郑培, 宋正河, 周一鸣. 基于 PERCLOS 的机动车驾驶员驾驶疲劳的识别算法. [J] 中国农业大学学报. 2002, 7.
- [8] David F Dinges, Richard Grace. PERCLOS: A Valid Psychophysiological Measure of Alertness as Assessed by Psychomotor Vigilance. [EB/OL] <http://www.Fmcsa.do.gov>. 2003-08-20.

第4章 实验设计及方法

本研究利用脑电波测量仪器Mental & Spiritual Electronics与Mind Sensor II for Windows Version 4.0分析软件,同时结合SONY摄像机,以室内模拟实验为主,进行驾驶疲劳状态研究。本章主要介绍实验仪器如Mental & Spiritual Electronics、Mind Sensor II for Windows Version 4.0等的功能和应用,实验流程、实验设计,实验效果分析等。

4.1 实验仪器简介

4.1.1 实验仪器的硬件组成

本研究的主要实验仪器为日本株式会社脑力开发研究所(BFRDC Brain Function Research Center)生产的脑电波仪器Mental & Spiritual Electronics以及主要的分析软件Mind Sensor II for Windows Version 4.0。仪器如图4-1所示。



图4-1 Mental & Spiritual Electronics系统的硬件组成及分析系统 Mind Sensor II for Windows Version 4.0

仪器的主要部分包括脑电信号接受仪器(Brain Builder Receiver)是仪器的输入端。它的功能是输入被测者实时的脑电信号,并通过陷波器、低通滤波器等来去除周边频段的干扰,完成各个电极所接受的脑电信号频率与脑波强度等数据的获取,通信速度为9600bps。本仪器的整个放大回路中设置了一些可调装

置,在测量时可根据需要调整放大器的时间常数、增益等参数,连续一次最大测量时间为30分钟,可连续测量。计算机系统是数字系统,它只能接收和处理数字信号,A/D转换部分就是用于将经过适当放大的模拟形式的脑电信号转换为计算机可以识别和处理的离散数字信号形式。转换精度大多选择12位,本仪器的转换精度为128。用于给放大部分及导联选择等部分提供直流工作电源,同时要求提供的电源应具有足够的精度,输出的直流电压则希望其纹波尽可能的小,同时电源部分应具有良好的屏蔽,以避免或减小将工频干扰引入到脑电信号中。本仪器中电源部分采用的是装换后的6V,1.5A的直流电源^[1]。

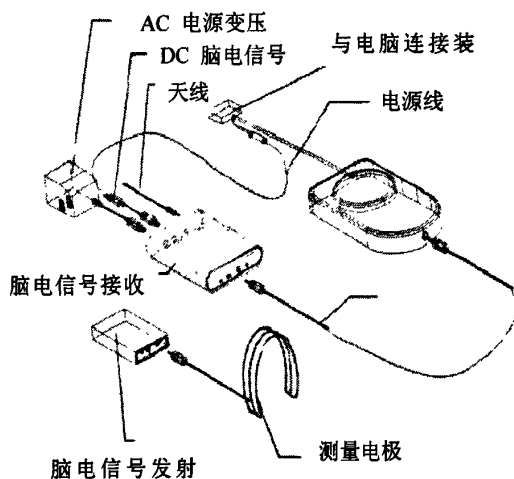


图 4-2 脑电波仪器硬件组成及连接图

脑电波测量仪器Mental & Spiritual Electronics的主要性能指标如下:

频率检测范围: 4-24Hz; 最低测定电压: $5\mu\text{V}$;

最大测定电压: $80\mu\text{V}$; 测量精度: $\pm 10\%$;

取样率: 128Hz/sec; 共模抑制比 (CMRR): 90db以上;

杂音 (50/60Hz) 除去比: 90db以上。

4.1.2 数据分析系统结构

计算机系统是本脑电仪的重要组成部分,在它的控制下能完成脑电信号的采样、记录与存储。同时本脑电图仪分析处理软件Mind Sensor II for Windows Version 4.0具有较强的数据处理能力。

此分析软件运行环境的要求如下:

系统: Windows 95/98/Me/2000/xp; 内存: 125MB以上;

显示器: 像素640×480以上, 256色以上。

实验过程中, 把被测者脑电信号存储在计算机中, 数据为fft. 格式, 能直接被分析系统兼容, 同时可直接导出到不同的数据处理软件分析, 如Excel等^[1]。数据分析系统结构见图4-3。

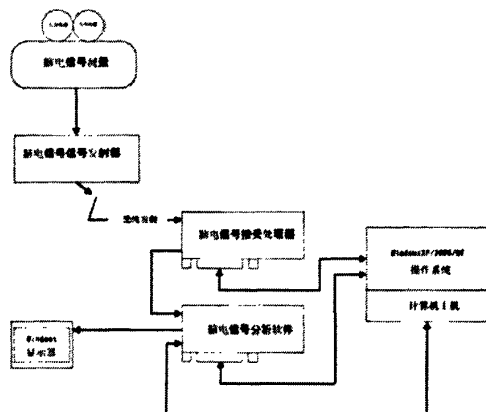


图 4-3 数据分析系统结构图

4.1.3 仪器系统的主要功能

Mental & Spiritual Electronics和分析软件Mind Sensor II for Windows Version 4.0是基于计算机的脑电波测试分析平台, 能进行数据采集、A/D 转换、数据处理、数字或模拟信号直接输出。仪器通过软件把计算机强大的数据处理能力和仪器硬件的测量、控制能力结合在一起, 来实现对数据的采集、显示、存储以及分析处理, 同时还具有ASCII 码输出功能, 可以将只能用专用软件识别的数据文件转化为一般软件能够识别的文件, 为共享测试数据提供了广阔的空间。

脑电波测量仪器Mental & Spiritual Electronics主要功能为获取被测者的脑电波信息。经过分析系统Mind Sensor II for Windows Version 4.0处理后, 可实现脑电波波形、脑电波各个频率的电压、各个波段的强度等资料, 获取的信号经数据分析系统处理可实现以下主要功能:

- 1) 实时的脑电波波形图;
- 2) 不同波段实时测量电压的比较, 优势波的比较;
- 3) 能进行不同波段实时的时间、频率、测量电压三者之间的3D彩色显示图;

- 4) 能对整个测量过程中不同波段的优势波进行分析，分析整个过程各个时刻的肌肉紧张程度、优势波段以及整个过程各个波段优势波所占百分比，最大测量电压和平均测量电压；
- 5) 测量过程中各个频率（1-24Hz）的各时刻的实测电压值，从测量开始到此刻各频率的测量电压的最大值和平均值；
- 6) 对整个测量过程仪器测量状态的分析，主要包括肌肉紧张程度、电极接触松紧程度等；
- 8) 对整个测量过程脑电波数据的分析总结，主要包括不同波段优势波百分比、优势波时段、电压最大值及平均值以及据此分析对整个测量过程被测者状态的总结。

此套仪器的数据采集和信号处理界面操作简便，是示波、采集、分析、打印、保存、报告自动生成等多功能集成。论文中驾驶员疲劳瞌睡状态脑电波研究，主要应用了不同波段实时的时间、频率、测量电压三者之间的3D彩色显示图、整个测量过程脑电波数据的分析总结等功能和分析数据。

4.2 仪器的工作原理

4.2.1 脑电放大器电压传输函数、源阻抗和频率响应

脑电信号采集要求具有高输入阻抗、高共模抑制比（CMRR）及低噪声等特性。如图 4-4 所示，由电极传感器检测到的脑电信号，经输入保护电路做电压限幅后，先由前置放大器进行放大，并通过滤波、50Hz 陷波器消除工频干扰，再进行光电隔离和后级放大。信号进行 A/D 转换后经 USB 接口传输到监控计算机。在头皮测量脑电信号完全是非侵入式的，用头皮电极拾取，再由脑电放大器把微弱的 EEG 信号放大到 2V 左右加以处理和利用。

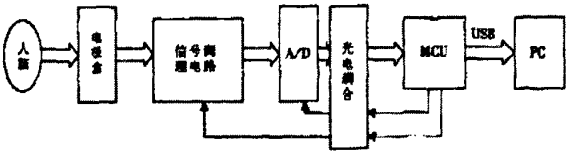


图 4-4 脑电测量仪器系统结构图

脑电信号是高内阻的微弱自然信号，当通过电极提取时又呈现出不稳定的内阻源性质。源阻抗的不稳定将导致放大器电压增益的波动，从而造成测量误差。在人体移动时，电极和皮肤的接触压力发生变化会导致电极阻抗的变化和极化电压的不相等，从而在放大器的输入端产生很大的干扰。因而脑电放大电路前置级的高输入阻抗、高共模抑制比及低噪声特性是实现放大电路乃至整个系统高性能指标的关键。本研究采用的脑电波测量仪器 Mental & Spiritual Electronics 的共模抑制比 (CMRR) 可达 90db 以上，完全能满足一般测量要求。

4.2.2 国际脑电图学会标准电极放置法

放置于头皮上的电极位置不是随意的，根据国际脑电图学会的建议，目前国内外普遍采用国际 10/20 系统电极放置法。它将鼻根和枕外粗隆的联结线分作 10 等份，其中点为头顶，然后把鼻根、外耳孔和枕外粗隆的联结线也 10 等分。根据以头顶为中心的同心圆与半径的交叉点来确定电极部位。电极总数共 23 个（包括两侧耳垂电极），如图 4-5 所示。采用这一电极放置标准的最突出的优点是电极部位与大脑皮层的解剖学关系比较明确，便于发现相位倒转^[2]。

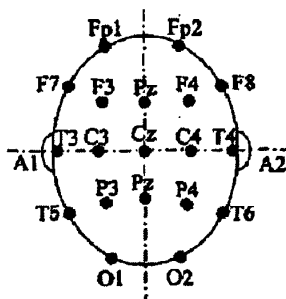


图 4-5 10/20 系统电极放置法

4.2.3 脑电图仪的导联法

脑电信号是在两个电极间记录下来的电位差，这两个电极中的一个电极的电位称为参考电位或零电位。这种零电位点在理论上指的是肌体位于电解质溶液中时距离肌体无限远处的点。而实际应用中不能利用到这样的点，我们能够利用到的点只能是距离脑尽可能远的身体上的某一点，如躯干或四肢。可是如果选择躯干或四肢作为零电位点，则脑电信号中就会混进波幅比脑电信号大 1000 倍的心电信号，所以实际上一般只使用耳垂、鼻尖或乳突部位作为零电位

点。放在这些相对零电位点的电极称为无关电极(indifferent electrode),或参考电极、标准电极,与此相对,放置在头皮上的电极称为活动电极(active electrode)。差动放大器具有两个输入端,这两个输入端子与外电极的联结方式称为导联方法。临床上脑电图的导联方法可分为使用无关电极的单极导联法和不使用无关电极而只使用活动电极的双极导联法^[2]。它们与放大器的连接形式如图4-6所示:

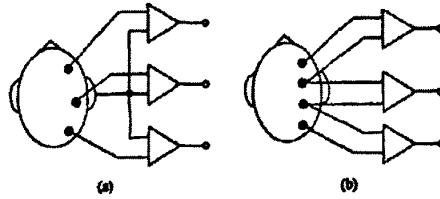


图 4-6 EEG 导联方式: (a) 单极导联法 (b) 双极导联法

1) 单极导联法

这是将活动电极放置于头皮上,无关电极一般选取两侧耳垂来记录脑电信号的方法。优点是可以大致记录到活动电极下的脑电位变化的绝对值。但由于放置在头脑皮上的电极与大脑皮层表面之间存在着脑软膜、脑脊液、颅骨等组织,也就是说电极距离皮层表面相当远,因此由活动电极记录到的将是该电极下某一区域内电活动的总和,即是一个“混合信号”。对于靠近眼部的电极,在眼部运动时还会记录到明显的眼电伪差(EOG)。单极导联法的缺点是耳垂或乳突部位不是绝对的零电位点。当振幅大的异常波出现于颈部时,由于耳垂电极较靠近颈部,将有可能记录到这一异常波。另外,无论无关电极如何选取实际上还是不能完全消除心电伪差(ECG),即脑电信号中存在心电伪差是普遍现象。

本研究所用测量仪器就是采用的单极导联法,耳垂作为无关电极,眼电伪差(EOG)和心电伪差(ECG)影响较大。因此,在下一步的分析中,采用独立分量分析方法来消除一部分伪差影响。

2) 双极导联法

双极导联可以记录到两个活动电极之间的电位差。如果这两个电极在单极导联下显示同样的变动,那么用双极导联记录到的电位差就将等于零,即显示为平坦的线。一个头皮电极能记录到比较广范围的脑电活动成分。如果双极导联法的两个活动电极间的距离比较近,则来自较广范围的电活动成分就被这两个电极以共模信号形式送到差动放大器,由于差动放大器的共模抑制作用而不被记录;另一方面,局限于某一电极部位的电活动成分,由于其他广泛分布成

分的互相抵消,将会比单极导联方式下更突出的显示出来。

双极导联法不适合于记录准确的波形或电位变动的绝对值,但适合于记录局限性异常波,并可排除无关电极活动化所造成的误差。

4.2.4 电极和脑电信号源等效电路

生物电引导电极实际是完成人体和测量系统之间的界面作用,在人体内,电流靠离子传导,属于离子导电,而在测量系统内是电子导电。通过引导电极,把离子流变为电子流。引导电极作为放大器输入回路的一部分,它的特性将影响放大器的噪声、共模抑制比、频率失真等。本研究中使用引导电极是经过镀银处理的金属板,用它来引导脑电信号时,电极直接接触头皮。然而人体是一个高内阻信号源,它的内阻抗既易于变化,又可能两支路不平衡;电极极化电势差和脑电信号一样属于差动电势,如不加以清除,会引起脑电放大器输出基线不稳,严重时还会引起放大器饱和阻塞。

肌体电阻、皮肤阻抗和皮肤分泌液电阻一起组成脑电信号源内阻抗 Z_1 、 Z_2 ,

$$Z_1 = RB_1 + RF_1 + RS_1 / (1 + j\omega RS_1 C S_1) \quad (\text{式4.1})$$

$$Z_2 = RB_2 + RF_2 + RS_2 / (1 + j\omega RS_2 C S_2) \quad (\text{式4.2})$$

上两式中,肌体电阻 RB_1 、 RB_2 的数值较小,故信号源内阻抗主要取决于后两项皮肤与电极接触界面上的分泌液电阻及皮肤阻抗,亦即取决于皮肤接触阻抗,而汗腺分泌情况及皮肤清洁程度决定了皮肤接触阻抗的大小。根据大量实验表明,皮肤接触阻抗不仅因人而异,而且在同一个人体的同一部位上也可能因不同时刻而很大变动,变动范围可达2—150k Ω 。此外,各电极处的皮肤接触阻抗往往是互不平衡的。

4.2.5 实验数据的导出与分析

论文中主要应用了仪器分析系统中的脑电波信号时频分析,各个波段优势波所占比例、各个频率电压、实时波形图、被测者测量状态等功能和分析数据。

1) 通过 USP 接口将脑电波测量并初步处理后得数据用 Mind Sensor II for Windows Version 4.0 专用分析软件对脑电波资料的实时读取(软件方式人性化设计,如图4-7为软件首页),并可通过不同的图示形式表示,如实时波形分析图,3D彩图等,见图4-8,4-9。

图 4-7 Mind Sensor II for Windows Version



图 4-8 实时脑电波形显示界面

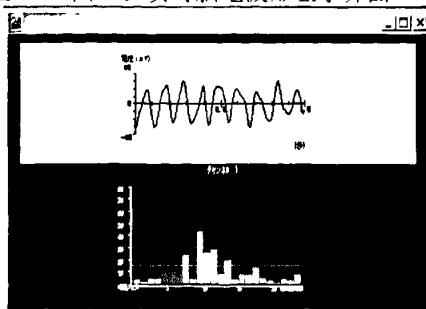
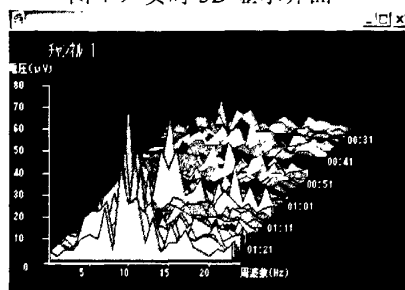


图 4-9 实时 3D 显示界面



2) 用 Mind Sensor II for Windows Version 4.0 分析软件分析各个波段优势波所占比例、各个频率电压、实时波形图、被测者测量状态等，软件中不同的颜色代表不同波段， θ 波段（青色）、slow α 波（水色）、middle α 波（绿色）、fast α 波（黄色）、 β 波（桃红色）具体见图 4-10—图 4-15。

图 4-10 不同波段的脑波信号比较界面

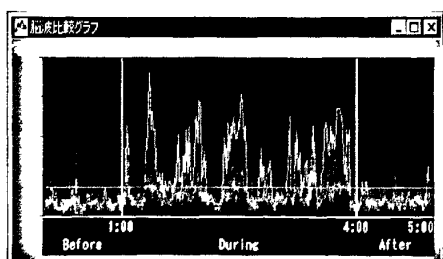


图 4-11 优势波比较界面

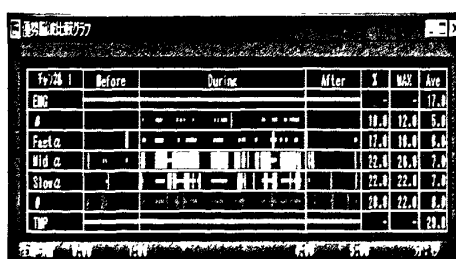


图 4-12 各频率实时电压、最大电压、平均电压

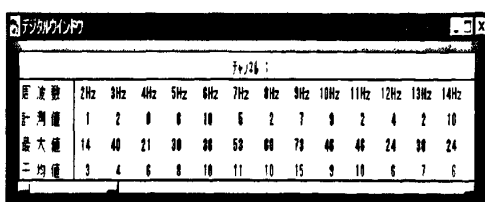


图 4-13 仪器测量时状态显示

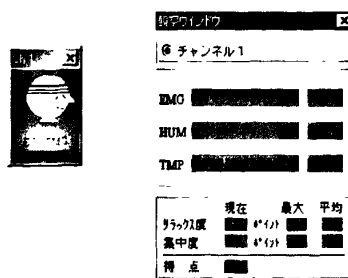


图 4-14 整个测量过程脑电波分析

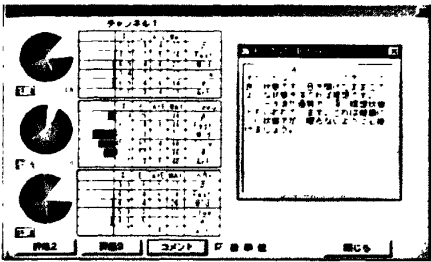
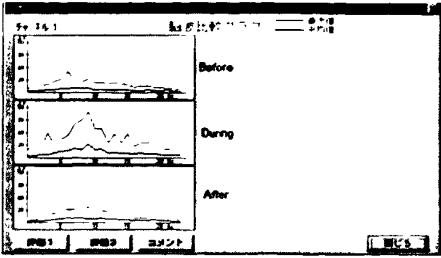


图 4-15 整个测量过程脑电波分析 2



4.3 实验总流程

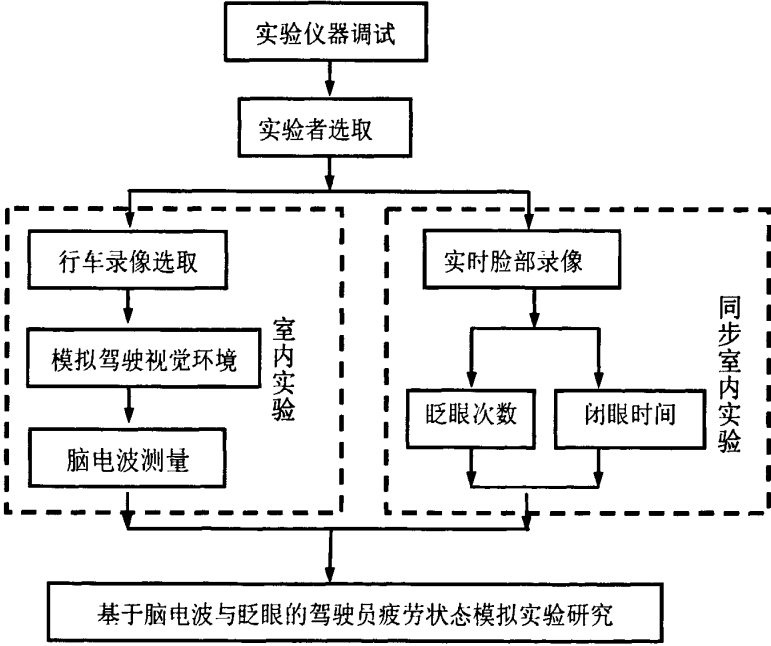


图 4-16 实验总流程图

4.3.1 室内实验 1

——疲劳瞌睡状态与脑电波变化的关系研究

由于本论文承担了室内脑电波测量仪器Mental & Spiritual Electronics开发使用任务，对基础的实验如疲劳瞌睡状态时脑电波的变化以及脑电波与眨眼特征变化之间的关系研究，都必须先通过室内实验完成。

本论文的实验包括两个部分，依次进行。第一部分主要研究人的状态变化：从清醒放松到疲劳瞌睡，整个过程中相应的脑电波变化。寻找其脑电波变化的特点和规律，为下一步的室内模拟驾驶实验打下分析的基础。首先介绍第一部分的研究。

1) 实验目的及实验设计

实验目的：通过测量人不同状态下（主要为清醒放松、疲劳、瞌睡状态）的脑电波，找寻不同状态下脑电波的特点以及随着状态变化的规律。

实验设计：被测者在安静、无干扰的室内环境中，坐姿，连续盯着前面一点，接受约30分钟的脑电波测量。整个过程中，被测者允许在感到疲劳瞌睡时闭眼，并进入瞌睡状态。

2) 被测者

实验目的明确，需要获取不同疲劳状态下的脑电波，因此，实验对象的选择对实验有效性影响较大。一般选择青年学生，且最好有午睡习惯，最终选择了符合要求的实验对象 12 名，其中男生 10 名，女生 2 名，年龄均为 22-26 之间。

3) 实验调查表格

此次实验设计了相应的调查表格，用来在实验之前记录实验环境等相关信息，实验过程中有实验员记录被测者的动作、表情、瞌睡的程度等信息，实验后记录被测者自我感受，获取相关的生活信息。具体的设计表格样式见附表 4-1。

4) 实验时间

由于人的睡眠受人体生理节律的影响，午夜到清晨之间和白天中午，这两个时间段是正常睡眠的人想打瞌睡的时间。午餐后均有疲劳感增加，加上有午睡习惯，容易出现疲劳瞌睡状态。因此，本实验测量时间定为12:30—16:00。

5) 实验数据的处理

通过第一阶段实验共获得实验数据12组。通过调查表记录的信息，提取相应的脑电波数据段，并对特殊状态改变时段进行时间标定。分析时先用标记时刻找出大致的实验数据的对应时刻，对一些片段或整个过程利用脑电波专用分析软件Mind Sensor II for Windows Version 4.0分析，个别重要片段可导出到数据分析软件Excel等进行统计分析。

4.3.2 室内实验 2

——脑电波与驾驶疲劳模拟状态的关系实验研究

在前面一部分实验设计的基础上，开展第二部分实验，也是以室内实验为主，但增加了室内模拟驾驶环境。具体的实验设计介绍如下。

1) 实验方法

精心拍摄并挑选出来的行车录像资料（白天、晚上）制作成Windows Media Player文件，通过投影仪在大屏幕上连续放映，一个测量过程为30分钟。屏幕位于被测者的正前方，距屏幕的距离2米，被测者座椅高度与屏幕下部相平，除正前方外其余三边用柜子或墙壁将驾驶员围住，柜子与墙壁距被测者的距离适当，以尽量模拟车内驾驶环境。

被测者头戴脑电波测量接触电极带，经过1-2分钟的适用和放松后，实验者开始播放行车录像，要求被测者精神放松，想象此刻就在驾驶车辆，前面的行车录像就是自己所看到的行车信息。图4-17为被测者实验时的状态，图4-18为同时播放的行车录像。



图 4-17 室内实验状态

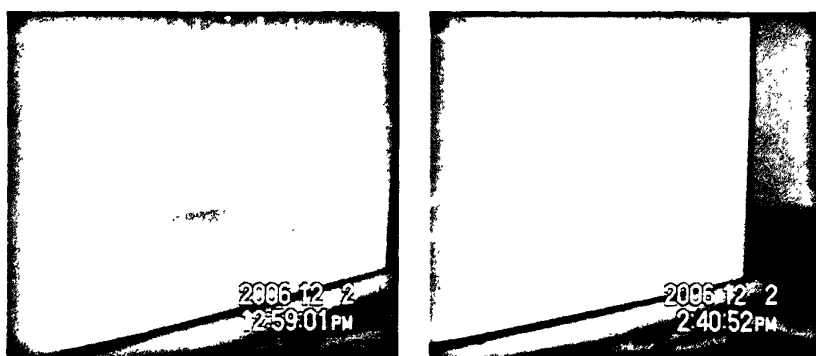


图 4-18 实时播放的行车录像

2) 被测者

被测者共19人, 其中男性10人, 女性9人, 年龄在20-25岁16人, 20岁以下2人, 有午睡习惯人数为10人, 8人具有半年以上的驾驶经验。

3) 实验调查表格

此次实验设计了相应的调查表格, 用来在实验之前记录实验环境等相关信息, 实验过程中有实验员记录被测者的动作、表情、疲劳程度、眨眼等实时信息, 实验后咨询被测者自我感受, 获取相关的生活信息。具体的设计表格样式见附表4-2。

4) 实验步骤

(1) 仪器布置, 见图4-19;

●将测量仪器Mental & Spiritual Electronics数据线接入电脑USB槽中;

●将投影屏幕置于人正眼前方约120cm处, 投影仪与放映行车录像的小笔记本电脑放置于被测者前面的桌上;

●调整好SONY录像机的位置和拍摄视角, 拍摄画面主要部分为被测者的眼睛及相关的面部特征。

(2) 向被测者发放解释整个实验过程, 确认被测者对整个模拟驾驶环境的认知没有歧义;

(3) 被测者就位, 戴上脑电波电极带, 并播放行车录像, 检查仪器运行状态的同时, 让被测者渐渐放松与适用环境;

(4) 设定仪器参数开始正式测量, 测量时间30分钟, 同步开启摄像机。

(5) 整个测量过程中, 实验者密切注意被测者的面部表情、动作以及眨眼情况, 同时关注脑电波实时波形的变化, 必要时做相应的时刻对应事件记录。

(6) 测量结束后, 保存脑电波数据, 同时关闭摄像机。向被测者发放实验调查表4-2, 询问被测者在整个测量过程中的感受, 并在调查表中做相应的记录。

(7) 换取不同被测者, 继续实验。

注意: 由于被测者头部大小及人皮肤油脂等分泌情况的不同, 使得某些实验样本脑电波电极接触不稳定, 出现测量过程中脑电波信号中断现象。这时需要中断测量, 将前一部分的数据保存好, 并做好时间记录。用水润滑电极接触处, 再次检查仪器运行, 正常后在继续测量。

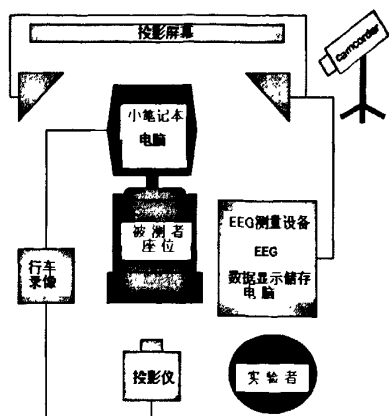


图 4-19 实验仪器的布置

4.3.3 实验的预分析处理

1. 实验样本的有效性

有效实验样本是指符合实验设计，能达到实验的预期要求，误差控制在可以接受的范围内实验数据可以利用的样本。在本实验中，实验样本有效性的判别主要依据实验者对被测者状态的实时记录和录像回放中面部及眨眼特征。如果整个过程被测者都精神抖擞或很兴奋，情绪较高，并未表现出疲劳迹象，那么就不能达到研究状态变化的目的，就被视为无效实验样本。本研究将人的状态假想为正常、安静放松、瞌睡、入睡四种，被测者依次进入这四种状态。根据被测者进入状态的程度，将样本的有效性划分为 5 个水平，如表 4-3 所示：

表 4-3 样本有效性判断表

状态	正常	安静放松	瞌睡	入睡
样本有效性				
很好	■	■	■	■
好	■	■	■	
一般	■	■	■	
差	■	■		

注：■表示有这种状态出现；■表示疑似状态出现

由于实验过程的失误，有个样本的录像资料严重不全，因此分析中舍弃此

样本,对样本总数为 18 的实验样本进行有效性分析,具体分析的结果如下表 4-4:

表 4-4 实验样本有效性水平分布

总样本数	有效性很好	好	一般	差
18	5	5	5	4
所占百分比	28%	28%	28%	16%

根据上表可以看出,实验的整体样本有效性水平不高,能够进行瞌睡状态分析的样本占总体样本的 60%左右。究其原因,主要与实验对象的选取和实验设计有关。此次实验对象大部分为男生,作息规律为晚睡早起,到测量的时候人体本来不感到有倦意。本实验是在 12 月初进行,天气较冷,室内温度为 15 度左右,人由于寒冷不易进入瞌睡状态。国外相关的实验都是在被测者被剥夺 24 小时睡眠后进行,以提高样本的有效性;还有本实验测量时间较短,被测者不易在较短时间内,坐观观看行车录像产生疲劳瞌睡。

2. 脑电波数据的提取

本脑电波测量仪器的采样速度为 128Hz/sec,经过分析软件的处理后,每秒可导出的数据为 27 个,包括 0-23Hz 的测量电压及测量时间,仪器测量状态指标值。所以每分钟数据为 1560 个,而整个测量过程 30 分钟数据可达 46800 个。在如此庞大的数据丛中寻找有效信息,探寻脑电波变化的规律,非常费时。如何在较短的时间内提取有效的脑电波数据是整个实验数据分析的重要开端。

本研究的实验目的是探寻不同疲劳状态下脑电波的变化。所以,提取典型疲劳状态片段,对此片段的脑电波数据进行分析,能简化大量的工作。根据对被测者状态的实时记录和录像回放中面部及眨眼特征,提取各个状态具有代表性的时段,再将此时段相对应的脑电波数据提取出来,作为此样本这种状态的脑电波数据。根据前人的研究,脑电波数据在 30 内相关性最好,本实验分析提取片段时间为 30 秒。脑电波软件导出数据形式,具体数据导出和分析见第五章。

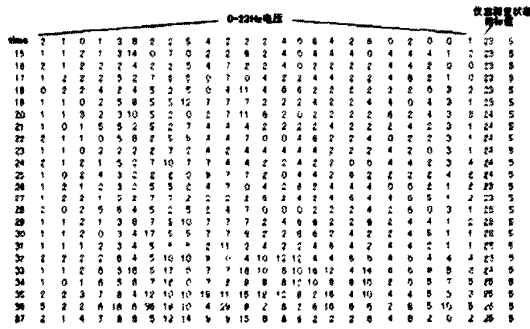


图 4-20 脑电波数据导出形式

3. 脑电波软件分析

由于 Mind Sensor II for Windows Version 4.0 脑电波配套分析软件只能对整个测量过程的脑电波进行分析。所以，在进行脑电波数据分析时，主要以数据导出到 Matlab, Fastica 等专门的信号处理软件进行脑电波的消噪处理，功率谱等脑电波经典分析。配套的脑电波软件处理界面以图形为主，整个过程波段变化直观明了，因此，可用此软件分析确认被测者状态的变化。如下图 4-21—4-24 分别为一个被测者在整个测量过程中不同疲劳状态下的脑电波 3D 图像。

图 4-21 脑电波测量时间 00:00-00:30 秒， 图 4-22 脑电波测量时间 03:01-03:50 秒，
正常状态 安静状态

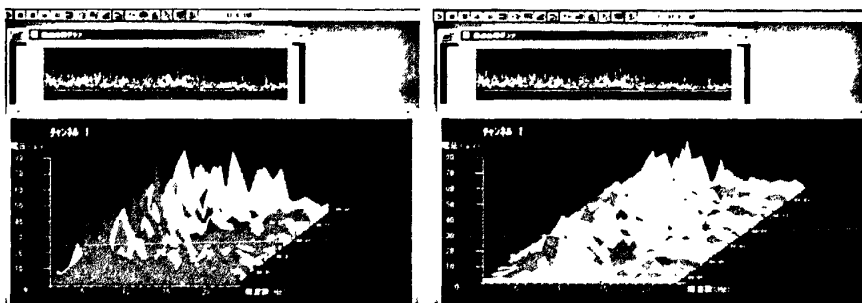
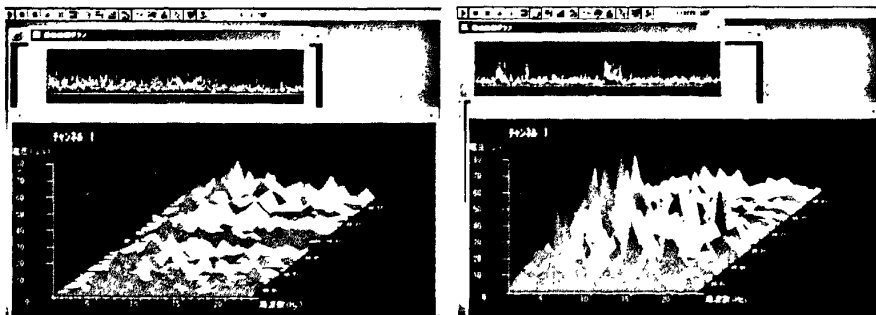


图 4-23 脑电波测量时间 09:01-09:50 秒，意识模糊，瞌睡状态

图 4-24 脑电波测量时间 15:01-15:51 秒，有动作产生



注：不同的颜色代表不同波段， θ 波段（青色），slow α 波（水色），middle α 波（绿色），fast α 波（黄色）， β 波（桃红色）

4.4 眨眼测量

1) 实验方法

实验室现有的眼动仪 EMR-8B、EMR-HM8, 能测量和分析实时瞳孔信息, 并能够对眨眼特征进行准确的评估。原设想能结合此仪器和课题组其他成员在此方面的研究成果, 将其应用到分析驾驶员疲劳疲劳状态眨眼的测量与分析上。但实验仪器不兼容, 眼动仪干扰脑电波测量仪器的运转, 导致测量信号严重失真。因此, 采用 SONY 摄像机整个过程对被测者眼部摄像, 并与脑电波测量同时进行。录像时间与脑电波测量时间严格对应, 以有利于以后脑电波数据与眨眼数据的对应分析。

2) 实验仪器

SONY 摄像机及其三脚架, 以便清晰地捕捉被测者的眼部。整个测量过程的录像资料保存于磁带中, 且编号与脑电波数据对应, 有利于以后的查阅与分析。

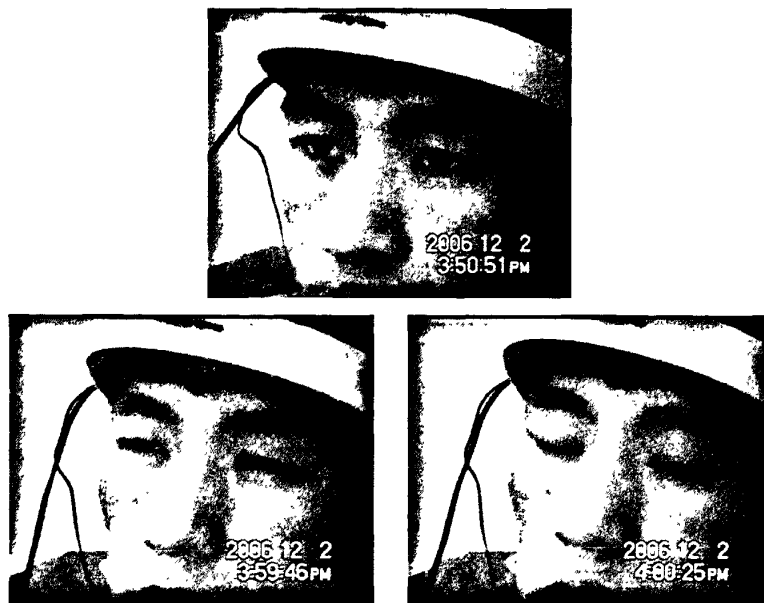


图 4-25 本实验用 SONY 摄像机拍摄截取不同状态画面
依次表示状态为: 正常(安静)、瞌睡、入睡

3) 眨眼特征提取

分析时段的提取: 根据被测者的脸部特征及实验员对被测者状态的实时记录, 提取不同状态的典型代表片段。提取时间与脑电波一致, 均为 30 秒。

眨眼特征确定: 典型片段一旦确定, 即开始对此片段的眨眼特征进行分析。主要是获取此片段时间内两个眨眼指标值: 眨眼次数和闭眼时间。

眨眼指标获取：应用视频编辑软件 virtualdub 对提取片段进行帧判别，以 25 帧每秒的速度对眨眼次数和闭眼时间进行统计。

闭眼统计的标准：下图 4-26 显示了不同疲劳状态下人眼的变化，可以看出随着疲劳程度的加深，眼睛闭和的程度越多，直到完全闭眼进入瞌睡状态^[35]。图 4-25 (3) 中 80%以上的瞳孔被眼睑遮住，根据 PERCLOS(percentage of eyelid closure)的判断标准，瞳孔被眼睑纵向遮住 80%以上的时间比率与疲劳程度间具有最好的相关性。因此，本论文中通过眼睛观察来读出不同状态下瞳孔被眼睑纵向遮住 80%以上的时间作为闭眼时间。

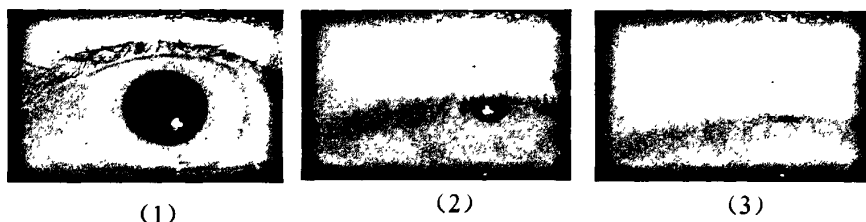


图 4-26 不同状态下的眼睛
(1) 正常 (2) 疲劳 (3) 瞌睡

4) 实验数据处理中的判读误差

本研究所采取的实验方法能够满足实验内容的要求，获得了研究所需的实验数据，但由于眨眼特征结合状态起始点帧的判别，以及判断读出眼睛闭合时间时，将不可避免出现误差。

人工判读误差的存在直接导致实际视认时间与计算视认时间不一致，其差别大小和帧有关。由模拟视频转换成数字视频的时候有两种格式可以选择：MPEG-1和MPEG-2，分别为每秒25帧和每秒30帧。实验采用MPEG-1（25帧格式）。

在实际数据读取时，误差存在原因主要有两个：(1) 摄像机分辨率不够或水平夹角过小，或者被测者由于头部偏离出摄像机镜头，导致人工很难清晰地辨认是否瞳孔被眼睑纵向遮住 80%以上。(2) 瞳孔被眼睑纵向遮住 80%以上的人工判断误差。

当对片段进行扫描视认时，人工判读该时刻的帧数会存在一定的误差。对录像进行人工判读主要存在着以下两种情况：

(1) 瞳孔还未被眼睑纵向遮住 80%，而统计为闭眼时间，这种误差定义为人工判读的第一种误差。(2) 被测者由于头部偏离出摄像机镜头，很难清晰地

辨认是否瞳孔被眼睑纵向遮住 80% 以上：这种误差定义为人工判读第二种误差。

不难理解人工判读第一种误差的存在将使计算闭眼时间偏大，人工判读第二种误差的存在将使计算闭眼时间偏小。

从统计学角度考虑，图像帧判读误差虽然会有影响，但不会改变分析结果的大走向，基本不会影响对状态的判读及数据结论的得出，因此用视频编辑软件 virtualdub 进行帧判别并对实验数据用实验软件进行分析是可行的。

本章小结

本章详细介绍了脑电波实验仪器——Mental & Spiritual Electronics 及其配套分析软件 Mind Sensor II for Windows Version 4.0 工作原理及其开发使用，并对实验方法进行了分析研究。

主要包括：

- 1) 脑电波测量仪器 Mental & Spiritual Electronics 的组成及工作原理；
- 2) 脑电波分析软件 Mind Sensor II for Windows Version 4.0 的主要功能；
- 3) 室内实验的具体方法以及实验的总流程、实验者、实验设计等；利用脑电波的变化、眨眼特征变化与不同状态之间的关系实验研究；
- 4) 眨眼特征测量及分析的基本介绍；
- 5) 对室内实验进行了评价以及对实验帧误差来源进行了分析，表明图像帧判读误差基本不会影响对状态的判读及数据结论的得出。

存在的问题及其总结：

- 1) 通过实验发现，被测者测量前的状态对实验的有效性影响很大，较多无效的实验样本会导致实验结论的失真，故测量前需要对被测者进行状态确认，确保状态较为疲劳。
- 2) 实验环境影响也较大。安静，适宜的温度和湿度有助于疲劳瞌睡状态的产生。另外脑电波书信号属于无线传送，手机，收音机，电脑等信号干扰较大，测量环境中应尽量排除其影响。
- 3) 眨眼特征中眨眼次数，闭眼时间的帧判读，耗时较多，且误差较大。宜开发软件将其自动判读与统计。

参考文献

- [1] Mind Sensor II for Windows Version 4.0取り扱説明書 [M]. 2003, (株) 脳力開発研究所, 東京.
- [2] 李婷. 独立分量分析及其在脑电信号噪声分离中的应用. 大连理工大学硕士学位论文, 2005.

实验人员:

清醒后感觉:

表4-2 基于脑电波与眨眼的驾驶员疲劳状态模拟实验测量表

编号:

实验人员:

脑电波文件保存:

录像资料文件保存:

测量时间:

室温:

湿度:

天气:

性别:

年龄:

健康状态:

有无驾驶经验:

测量前疲劳状态:

测量过程中自我疲劳程度感觉:

测量后疲劳状态:

脑电波实时观测特征

对应测量时间	脑电波主要变化	有无动作产生	备 注

附加说明:

第5章 不同疲劳状态下脑电波与眨眼数据分析

根据第四章的方法,将每个样本典型疲劳片断的脑电波与眨眼数据提取出来后再进行分析。本章将详细介绍其处理方法,分析过程和得出的主要结论等。

5.1 脑电波实验数据分析

5.1.1 主要分析方法及应用

1. 脑电波信号的消噪处理—独立分量分析方法

脑电(EEG)信号经常伴随着各种生理干扰(又称伪迹),如眼电(EOG)、心电(ECG)、肌电(EMG)等,其存在范围几乎遍布整个脑电采集过程,这给脑电分析带来了很大的困难,其中去除眼电干扰的工作一直以来令人关注。主分量分析(PCA)是一种常见的多导信号分解技术,但该方法在眼电干扰去除中的效果不尽理想。原因是PCA是一种最小均方误差意义上的最优变换,其优势在于数据压缩或消除低能量的弱噪声。而眼电干扰通常具有相对较大的能量。事实上。脑电中的不同源信号来自不同的信源,因此可以认为是相互独立的^{[1][2]}。而独立分量分析方法ICA则能解决这一问题。

1) 独立分量分析方法简介

独立分量分析(ICA)方法是最近几年发展起来的一种新的统计方法。在观测到的信号是源信号的线性瞬时混和时,ICA方法与盲源分离方法(Blind Source Separation, BSS)是一致的,都是在不知道源信号和传输通道参数的情况下根据输入源信号的统计特性,仅由观测信号恢复出源信号各个独立成分的过程。ICA是基于信号高阶统计特性的分析方法,经ICA方法分解出的各信号分量之间是相互独立的。在生物医学信号处理领域,所记录的某一电生理信号中通常包含着其他电生理信号成分。如脑电信号(EEG)中往往含有心电、眼电伪迹、肌电信号以及其他干扰源所产生的干扰信号,各信号可以认为是由相互独立的信源产生的。因此ICA非常适合于生物医学信号分析与处理^{[3][4]}。

2) 独立分量分析方法原理

独立分量分析(ICA)主要应用在特征提取、盲源分离、生物医学信号处理和语音信号处理等方面,其目的是在假设源信号相互独立的前提下,将源信号分离出来。目前,用于解决源信号线性瞬时混合问题的ICA方法,大体上可以分为两类:一类是基于非高斯性测度的算法(峭度函数最大化、负熵最大化),其中以固定点快速算法(FASTICA)最为简单直观;另一类是基于信息理论框架的算法(Infomax算法、互信息最小化算法等)。前一类算法收敛较快,但一般做不到在线学习;后一类算法可以在线学习,但收敛较慢^{[5][6]}。

ICA模型原理如图5-1所示,假设存在 $s(k) = [s_1(k), \dots, s_n(k)]^T$ 为 n 个源信号构成的 n 维向量,通过信道后线性叠加为在传感器上接受到的 M 个观测信号 $x(k) = [x_1(k), \dots, x_m(k)]^T$,一般条件下 $M \geq N$ 。存在混合矩阵 A ,使得

$$x(k) = As(k) \quad (\text{式 } 5.1)$$

其中, $m \times n$ 维矩阵 A 称为混合矩阵,其元素表示信号的混合情况。式5.1的含义是 n 个源信号通过混合得到 m 维观测数据向量。希望能从多路观测信号 x 中分离出隐含在其中的源信号 s ,即寻找分离矩阵 W ,得:

$$U = Wx \quad (\text{式 } 5.2)$$

式中: $u = [u_1, u_2, \dots, u_n]^T$ 是对隐含源信号向量 s 的逼近。

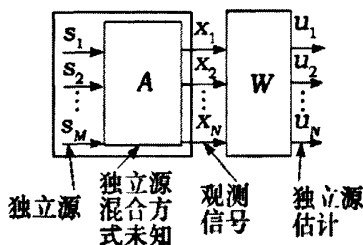


图 5-1 ICA 原理描述图

ICA方法的目的是在混合矩阵 A 和源信号未知的情况下,只根据观测数据向量 $x(k)$ 确定分离矩阵 W ,使得变换后的输出

$$y(k) = Wx(k) \quad (\text{式 } 5.3)$$

是源信号向量 $s(k)$ 的估计^{[7][8][9]}。

3) ICA 典型算法—FASTICA

FASTICA算法是由Hyvarinen等人提出的。因为这个算法收敛速度非常快,所以成为最常用的ICA算法之一。在使用FASTICA算法之前,首先要对观测

信号 x 白化。把观测信号 x 线性变换为矩阵 $\tilde{x} = Mx$, 使得 $E[\tilde{x} \tilde{x}^T] = I$ 。变换后, 有

$$\tilde{x} = Mx = MA s = Bs \quad (\text{式 5.4})$$

其中 M 是白化矩阵, $B=MA$ 是一个正交矩阵。目标就是求正交解混矩阵 W^A , 使 y 的每个分量都是相互独立的。输出 y 可以写为

$$y = (W^A)^T M \tilde{x} = (W^A)^T Mx = (W^A)^T MAs \quad (\text{式 5.5})$$

零均值的随机变量 v 的峭度可以写为

$$\text{kurt}(v) = E[v^4] - 3(E[v^2])^2 \quad (\text{式 5.6})$$

通过最大化峭度, 可以把源信号一个一个地分离出来。

FASTICA 算法其递推公式如下:

$$w(k) = E[x(w(k-1)^T x)^3] - 3w(k-1) \quad (\text{式 5.7})$$

其中 $W=W_i$ (为 W 的一行), 且 $\|w\|=1$ 。

具体的算法实现如下:

- (1) 初始化 $w(0)$, 令其模为 1, 置 $k=1$ 。
- (2) 令 $w(k) = E[x(w(k-1)^T x)^3] - 3w(k-1)$, 期望值可由大量 x 矢量的采样点而计算出来(例如 1000 点)。
- (3) 用 $\|w\|$ 去除 $w(k)$ 。
- (4) 如果 $|w(k)^T w(k-1)|$ 不满足充分接近 1, 则置 $k=k+1$, 返回至第(2)步; 否则输出矢量 $w(k)$ 。

算法最后给出的矢量 $w(k)$ 意味着分离了混合信号 $x(k)$ 中的一个非高斯信号, $w(k)^T x(k)$, $k=1, 2, \dots$ 等于其中的一个源信号^[12]。

与其他 ICA 算法相比, FASTICA 算法有如下优点: 它是立方收敛的, 而其它的定点算法一般只有线性收敛。与基于梯度的算法相比, 不需要选择学习步长或其它参数, 使得这种算法更易使用, 更可靠。由于这个算法一次只提取一个独立分量, 而不是所有的分量。所以, 如果只要提取某个分量, 又有足够的先验知识, 就可以很快地把它提取出来, 从而减小计算量。此外, 不管是具有正峭度还是负峭度的分量它都能提取出来^{[10] [11]}。

4) 应用

ICA 方法的具体实现包括两个方面, 一是确定目标函数, 二是选择优化算法。FASTICA 的实现涉及到三个组成部分: (1) 对观测信号去均值; (2) 随机信号的白化处理; (3) 独立分量提取算法及实现。(1)、(2) 两部分可看成是对观测

信号预处理,通过去均值和白化可简化 ICA 算法。信号去均值比较简单,假设观测信号 $\mathbf{x}^-$ 的均值为零,即 $E(\mathbf{x}^-) = 0$ 。信号的白化处理过程如下:

设 T 为一线性变换, $\mathbf{X}^- = T\mathbf{x}^-$ 。如果 $\mathbf{X}^-$ 的协方差矩阵 $C_{\mathbf{X}^-}$ 为单位矩阵,即

$$C_{\mathbf{X}^-} = E(\mathbf{X}^- \mathbf{X}^{-T}) = I \quad (\text{式 5.8})$$

则 T 为白化矩阵。白化矩阵 T 的求解可通过对 $\mathbf{x}^-$ 协方差矩阵 $C_{\mathbf{x}} = E(\mathbf{X} \mathbf{X}^T)$ 的对角化来实现。因 $C_{\mathbf{x}}$ 是实对称矩阵,由矩阵分析理论可知,必存在一正交矩阵 E , 使 $\mathbf{X}^-$ 的协方差矩阵 $C_{\mathbf{X}^-}$ 对角化,即:

$$C_{\mathbf{X}^-} = E C_{\mathbf{x}} E^T = \Lambda \quad (\text{式 5.9})$$

其中 E 行向量是 $C_{\mathbf{x}}$ 的特征向量, Λ 是由 $C_{\mathbf{x}}$ 的特征值 λ_i 组成的对角矩阵。即

$$\Lambda = \text{diag}(\lambda_1, \dots, \lambda_l) \quad (\text{式 5.10})$$

白化矩阵 T 则可表示为:

$$T = E^T \Lambda^{-1/2} E \quad (\text{式 5.11})$$

不难证明,式 5.11 所示的白化矩阵可以使式 5.8 成立^[13]。

结合以上的基本原理和算法,将其编程为 FASTICA 程序包,可以安装在 MATLAB 数据处理器中,对具体的实验数据进行处理。下图 5-1 为应用 FASTICA 软件的分析界面^{[14] [15]}。

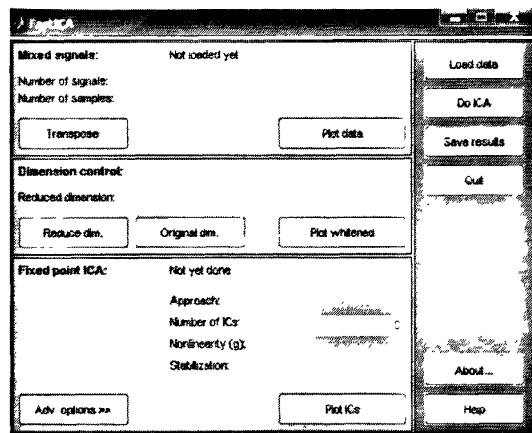


图 5-1 FSATICA 软件的分析界面

2. 脑电波频域分析—功率谱分析

1) 脑电信号时频分析

用于记录和描叙信息的任何物理状态随时间变化的过程称为信号。由于信

号表现为以时间为自变量,通常又称为函数,一般用 $f(t)$ 表示。信号分析就是在时域或其它变化域上对信号进行处理的过程。信号分析最直接的方法就是在时域内对信号进行分析,其突出的特点是方法简单、物理概念明确。然而,对某些时域很难分析、或特征不明显的信号,如脑电信号,需要进行某种变化,在变换域进行分析。在信号变换域分析中,变换的目的就是寻求对信号的另一种表示,使得比较复杂、特征不明显的信号在变换域更加明显,便于分析。

脑电信号的非平稳性及强背景噪声使得对它的分析与处理一直是极其困难但又非常吸引人的研究课题。原来临床脑电图分析基本上是依靠脑电图专家目测标注进行诊断的。专家通常利用经验消除伪差和干扰,并根据 EEG 波形的频率、幅度及时程情况对脑电图进行分类,进而得出评价和结论,这就使得临床上多导 EEG 的“数据压缩”和“特征提取”一直停留在主观水平上。随着科学技术的迅猛发展,特别是近年来在非平稳信号分析理论上的一系列重大进展提供了脑电信号处理的新手段,时频分析理论则是这一系列重大进展中的一个^{[17][18]}。1932年,Dietch 首先用傅里叶变换进行了 EEG 分析。后来,又相继引入时域和频域等信号分析的方法。时域分析方法主要分析 EEG 波形的几何性质,如幅度、均值、方差、偏歪度、峭度等。频域分析方法主要是利用功率谱分析和相干分析等手段进行的,包括频谱估计、参数模型(AR)的估计和谱参量分析(SPA)等。此外,近年来还出现了其它一些对脑电信号的分析方法,如人工神经网络、模糊逻辑、混沌分析等^[19]。

脑电波信号分析的几种主要方法如下:

(1) 频域分析

功率谱估计是频域分析的主要手段。它的意义在于把幅度随时间变化的脑电波变换为脑电功率随频率变化的谱图,从而可直观地观察到脑电节律的分布与变换情况。谱估计法一般可分为经典方法与现代方法。经典的谱估计方法是直接按定义用有限长数据来估计,即以短时间段数据的傅立叶变换为基础的周期法。主要有两种途径:先估计相关函数,再经过傅立叶变换得到功率谱估计(根据维纳-辛钦定理);把功率谱和幅频特性的平方联系起来,即功率谱是幅频特性平方的总体均值与持续时间之比,在持续时间趋于无限时的极限值。这两种方法存在的共同问题是估计的方差特性不好,而且估计值沿频率轴的起伏比较剧烈,数据越长,这种现象越严重。而参数模型估计方法对数据处理能得到高分辨率的谱分析结果,从而为 EEG 信号频域特征的提取提供了新的有效手段,特

别是对EEG信号作动态特性分析中更显优越。

(2) 时域分析

直接从时域提取特征是最早发展起来的方法,因为它直观性强、物理意义比较明确,因此仍有不少脑电图医生或技师使用。过去的EEG分析主要靠肉眼观察,这可以看作是人工时域分析。时域分析主要用来直接提取波形特征,如过零截点分析、直方图分析、方差分析、相关分析、峰值检测及波形参数分析、相干平均、波形识别等等。

(3) 时频分析

脑电信号是一种时变的、非平稳信号,不同时刻有不同的频率成分,而单纯的时、频分析方法通过傅立叶变换联系起来,它们的截然分开是以信号的频率时不变特性或统计特性平稳为前提。但由于时域和频域分辨率的“不确定性原理”,不可能在时域和频域同时获得较高的分辨率。而且在EEG中有许多病变都是以瞬态形式表现的,只有把时间和频率结合起来进行处理,才能取得更好的结果。可以说信号的时-频表示法为脑电信号处理提供了非常好的前景。目前应用的较为广泛的方法有维格纳-费利分布(Wigner-Ville Distribution, WD)和小波变换,匹配跟踪方法目前也已用于睡眠纺锤波的分析^[20]。

2) 功率谱估计的基本原理及方法

所谓功率谱,就是对大量轨道点采样后作快速傅立叶变换所得到的谱线。任何运动都包含一定的频率结构,一个复杂的信号应该是不同频率的混合体。功率谱的尖峰表示明确限定的分谱率,比附近的频率要强。周期信号或准周期信号的功率谱多由尖峰组成。功率谱估计(PSD)是用有限长的数据来估计信号的功率谱,它对于认识一个信号或其他应用方面来讲都是重要的,是数字信号处理的重要研究内容之一。

功率谱估计可以分为经典谱估计(非参数估计)和现代谱估计(参数估计)。谱估计法一般可分为经典方法与现代方法。经典的谱估计方法是直接按定义用有限长数据来估计,即以短时间段数据的傅立叶变换为基础的周期法。主要有两种途径:(1)先估计相关函数,再经过傅立叶变换得到功率谱估计(根据维纳-辛钦定理)。(2)把功率谱和幅频特性的平方联系起来,即功率谱是幅频特性平方的总体均值与持续时间之比,是在持续时间趋于无限时的极限值。这两种方法存在的共同问题是估计的方差特性不好,而且估计值沿频率轴的起伏比较剧烈,数据越长,这种现象越严重。而参数模型估计方法对数据处理能得

到高分辨率的谱分析结果, 为 EEG 信号频域特征的提取提供了新的有效手段, 特别是对 EEG 信号作动态特性分析中更显优越。经典的谱估计主要方法有 BPSD 估计法和周期图法; 现代谱估计的主要方法有最大熵谱分析法 (AR 模型法)、Pisarenko 谐波分解法、提取极点法、Prony 谱线分解法以及 Capon 最大似然法。其中周期图法和 AR 模型法是用得较多且最具代表性的方法^{[21] [22]}。

周期图法: 不需计算自相关函数, 而直接由傅立叶变换得到。在实际测量或者计算机实验中得到的, 常常是按一定时间间隔的时间序列 $x_1, x_2, x_3, \dots, x_n$ 。对这个数列加上边界条件 $N_{n+j} = N_j, v_j$, 然后计算自关联函数 $C_j = (1/N) \sum x_i x_{i+j}$, 再对 C_j 作离散傅立叶变换, 计算傅立叶系数 $p_k = \sum C_j e^{j\omega}$, 式中 p_k 表示第 k 个频率分量对 x_i 的作用, 这是频率谱的本来意义。把随机信号 $x(n)$ 的 N 点观察数据 $x_N(n)$ 视为一个有限能量信号, 直接取 $x_N(n)$ 的傅立叶变换, 得 $X_N(e^{j\omega})$, 然后取其幅值的平方, 并除以 N , 作为对 $x(n)$ 真实功率谱 $P(e^{j\omega})$ 的估计, 在 ω 上间隔取值, 得 $\hat{P}_{per}(k) = (1/N) |X_N(k)|^2$, 其中 $\hat{P}_{per}(k)$ 表示为用周期法估计出的功率谱。

改进的周期图法: 把长度为 N 的数据 $x(n)$ 分成 k 段, 每段长度为 $M = N/k$, 分别求每一段的功率谱, 然后进行总平均即可得到功率谱。

基于自回归 AR 模型的现代谱估计方法是属于参数化方法, 主要就是要估计出某些参数, 从而算出功率谱估计。其中又有四种方法:

Yule—Walker 方法: 由 Yule—Walker 方程:

$$\begin{bmatrix} \phi_{xx}(0) & \phi_{xx}(-1) & \phi_{xx}(-2) & \cdots & \phi_{xx}(-p) \\ \phi_{xx}(1) & \phi_{xx}(0) & \phi_{xx}(-1) & \cdots & \phi_{xx}(-(p-1)) \\ \phi_{xx}(2) & \phi_{xx}(1) & \phi_{xx}(0) & \cdots & \phi_{xx}(-(p-2)) \\ \cdots & \cdots & \cdots & \cdots & \cdots \\ \phi_{xx}(p) & \phi_{xx}(p-1) & \phi_{xx}(p-2) & \cdots & \phi_{xx}(0) \end{bmatrix} * \begin{bmatrix} 1 \\ a_1 \\ a_2 \\ \cdots \\ a_p \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \sigma^{2w} \\ 0 \\ 0 \\ \cdots \\ 0 \end{bmatrix}$$

对于实序列, 自相关函数 $\phi_{xx}(-m) = \phi_{xx}(m)$, 因此只要已知 $p+1$ 个自相关函数值, 即可求出 $p+1$ 个 AR 模型参数 $\{a_1, a_2, \dots, a_p, \sigma_w^2\}$, 根据这些参数即可求得功率谱估计。

Burg 递推算法: 其基本思想是利用预测器的前向和后向预测的总均方误差之和为最小的准则, 直接从观测数据来估计预测系数, 进而利用递推公式求出 AR 模型优化的参数。

多窗口法: 利用多个正交窗口获得各自独立的近似功率谱估计, 然后综合

这些估计最终得到的一个序列的功率谱估计。主要参数为时间带宽 NW，这个参数用以定义计算功率谱所用窗的数目为 $2 * NW - 1$ ，NW 越大，功率谱计算次数越多，估计的波动就越小。

改进的协方差法：协方差方法是使前向预测误差最小的方法，而改进的协方差法则是使前向和后向预测误差最小的方法^{[23] [24]}。

3) 功率谱分析方法在本研究中的应用

功率谱具有直观性强，简便易行等优点。本文将利用功率谱研究脑电信号，通过目前流行 MATLAB 软件的强大功能加以实现，并通过实例加以验证。MATLAB 中提供了用于傅立叶变换的变换函数 FFT()，通过该函数可以简便快速地进行变换。由 $Y = \text{FFT}(x, n)$ 可求 n 点 FFT。根据功率谱的计算原理，可以编写相应的 M 文件以求出相应功率谱。

计算驾驶员的脑电功率谱密度并用脑电图中不同频带平均功率谱密度的比值来表现驾驶员的不同疲劳状态。每个频带平均功率谱密度如式 5.11 所示(以 α 波为例)，不同频带平均功率谱密度的比值定义如式 5.12 所示：

$$G(\alpha) = \frac{\int_{f_{\text{down}}}^{f_{\text{up}}} P(f) \cdot df}{f_{\text{up}} - f_{\text{down}}} \quad (\text{式 5.11})$$

$$G(\alpha/\beta) = \frac{G(\alpha)}{G(\beta)} \quad (\text{式 5.12})$$

其中 $G(\alpha)$ 为 α 波单个频率段的平均功率谱密度， $G(\beta)$ 同理。 f_{up} 为 α 波频率段的上限， f_{down} 为下限， $P(f)$ 为信号的功率谱密度^{[25] [26]}。

5.1.2 脑电波数据具体分析过程

将驾驶员驾驶的疲劳状态分为四个阶段：正常状态，安静清醒状态，瞌睡状态，入睡状态。根据录像带回放和实验记录，对应每种状态选取 1-2 个具有代表性的片断来提取脑电波数据，一个片断时间为 30 秒。将这些片断的脑电数据作为研究对象。在不同的状态下，对脑电数据进行消噪预处理和功率谱分析，前述方法的 FASTICA 方法和傅立叶变换，具体的处理过程是利用 MATLAB 软件，编写相应的 M 文件以求出经过消噪预处理后的每个频带平均功率。应用的 M 文件的语言如下所示：

$x = x'$; “对脑电波原始信号 x 进行转置”
 $w = \text{FASTICA}(x)$; “白化矩阵 w ”
 $s = x \setminus w$; “消噪后的信号矩阵 s ”
 $y = \text{fft}(s)$; “傅立叶变换”
 $y = \text{abs}(y) * \text{abs}(y)$; “每个频率的功率”

根据以上计算结果，运用公式 5.12 可以得到不同频带平均功率值^{[27] [28]}。

本仪器所对应的脑电波波段分段为： θ 波(4~6Hz)、慢 α 波(7~8 Hz)、中 α 波(9~11 Hz)、快 α 波(12~14 Hz)和 β 波(15~23 Hz)。如果一个样本某种疲劳状态下提取出来好几组数据，则取其平均值作为此样本在此疲劳状态下的脑电波指标值。取所有的样本某种疲劳状态下的平均值作为此种疲劳状态的脑电波指标值。本论文脑电波数据分析指标主要包括以下四个方面：波段功率值、波段功率百分比、波段功率比值、波段功率加和比值^{[29] [30] [31]}。

由于人体阻抗的不同和其它个体差异性，使得脑电波数据的样本差异较大，数据离散度较高。为减少此差异性对结果的影响，本研究分别采用两种脑电波数值来分析：四种疲劳状态下各波段的功率绝对值；同一样本后三种疲劳状态减去正常状态各波段的功率增值。具体的分析过程如下：

1) 四种疲劳状态各波段的绝对功率平均值与相对功率平均值

表 5-1 四种疲劳状态各波段的绝对功率平均值

波段 疲劳状态	各波段绝对功率平均值 (μv^2)				
	θ 波(4~6Hz)	慢 α (7~8Hz)	中 α (9~11Hz)	快 α (12~14Hz)	β (15~23Hz)
正常	882201.63	731158.94	1040480.00	941592.53	1005850.00
安静	668357.15	519250.79	1124300.00	1125370.00	911551.92
瞌睡	685995.98	1254360.00	905435.47	783029.35	883692.15
入睡	825112.90	451106.81	574530.41	413357.25	542874.53

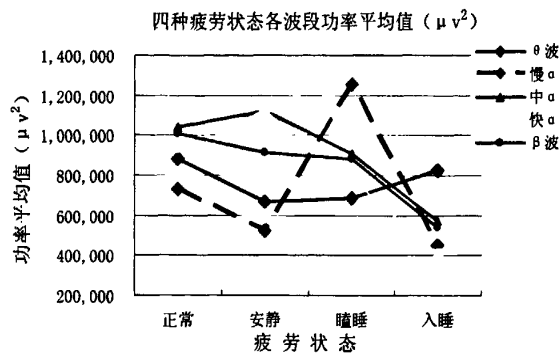


图 5-2 各频段功率平均值随疲劳状态变化图

根据上图可以看出在不同的状态下，各波段的绝对功率平均值有所差异。除了慢 α 波外，正常状态下其余几个波段的绝对功率平均值相近，在 840,000-1,100,000μV² 之间。而 θ 波和慢 α 波的绝对功率平均值比较接近，而且都较低。安静状态下各波段变化较大，总体向两个趋势发展：安静思考状态的中 α 波和快 α 波的绝对功率平均值升高；而 θ 波、慢 α 波和 β 波的绝对功率平均值则明显下降。瞌睡状态时，各波段的变化更加复杂，中 α 波和快 α 波的绝对功率平均值快速回落，θ 波和 β 波的绝对功率平均值有所回升，而慢 α 波的绝对功率平均值则急剧上升。入睡状态下除 θ 波外，其余几种波段的绝对功率平均值迅速回落，而 θ 波的绝对功率平均值则稳步上升。

采用软件 Origin7.5 对数据进行统计组间比较，应用 ANOVA 对同一波段不同疲劳状态之间进行 F 检验表明：仅慢 α 波在不同疲劳状态下的绝对平均功率值差异达到显著性水平（p 值为 0.0248）。正常状态与瞌睡状态下波段绝对功率平均值的差异统计分析表明：各波段的绝对平均功率值差异均未达到显著性水平（P<0.05）。以下表 5-2 为统计分析结果：

表 5-2 四种疲劳状态下各波段的功率差异分析

波段	方差分析结果 p				
	θ 波 (4~6Hz)	慢 α (7~8Hz)	中 α (9~11Hz)	快 α (12~14Hz)	β (15~23Hz)
四种疲劳状态的 F 检验	0.6828	0.0248*	0.4558	0.2245	0.3371
瞌睡-正常的差异性分析	0.3925	0.0107*	0.6361	0.6060	0.6274

注：* 表示 p<0.05, 具有显著相关性

下面为各波段其余三种疲劳状态较正常状态下的功率增值分析结果：

表 5-3 较正常状态下各波段的功率增值

波段	各波段功率增值 (μv^2)				
状态对比	θ 波(4~6Hz)	慢 α (7~8Hz)	中 α (9~11Hz)	快 α (12~14Hz)	β (15~23Hz)
安静-正常	-182453.86	-35981.19	318114.77	292601.68	85434.56
瞌睡-正常	-178610.10	388893.72	-94526.36	-284235.05	-79056.54
入睡-正常	-150604.11	1254360.00	-824373.02	-670836.40	-614675.12

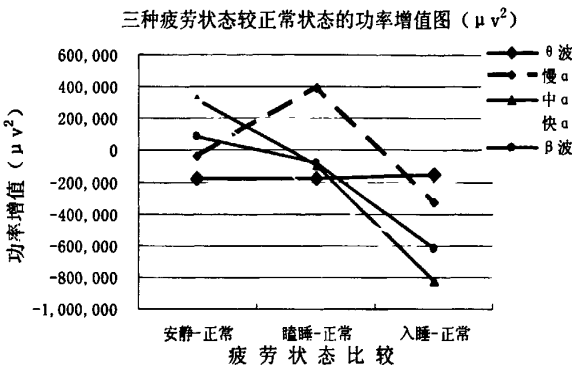


图 5-3 三种疲劳状态较正常状态的功率增值图

根据上图可以看出三种疲劳状态较正常状态下各波段的功率增值平均值的变化幅度。安静状态比正常状态：除了 θ 波和慢 α 波外，其余几个波段的功率增值均为正值，且中 α 波和快 α 波的增加幅度较大。瞌睡状态较安静状态下各波段变化各不相同，慢 α 波功率增值最大，达到 $400,000\mu v^2$ ，相对而言，快 α 波显著降低； β 波和中 α 波功率只有轻微下落， θ 波功率下降。入睡状态较正常状态下除 θ 波功率稍上升外，其余几种波段的功率迅速下降，下降幅度均超过 $200,000\mu v^2$ 。

应用 ANOVA 对同一波段不同疲劳状态与正常状态之间功率增值进行 F 检验表明：慢 α 波(7-8Hz)、快 α 波(12-14Hz)和 β 波(15-23Hz) 三个波段功率增值差异显著 ($P<0.05$)。以下表 5-4 为统计分析结果：

表 5-4 三种疲劳状态较正常状态各波段的功率增值差异分析

波段	方差分析结果 p				
方差分析	θ 波(4~6Hz)	慢 α (7~8Hz)	中 α (9~11Hz)	快 α (12~14Hz)	β (15~23Hz)
三种疲劳状态较正常状态下功率增值的 F 检验	0.8721	0.0034*	0.0729	0.0116	0.0035

注：* 表示 $p<0.05$ ，具有显著相关性

2) 四种疲劳状态各波段功率占总功率的百分比

表 5-5 四种疲劳状态各波段功率占总功率的百分比

波段	各波段功率占总功率的百分比 (%)				
	θ 波 (4~6Hz)	慢 α (7~8Hz)	中 α (9~11Hz)	快 α (12~14Hz)	β (15~23Hz)
正常	19.83	14.67	23.28	19.78	22.39
安静	14.94	13.06	24.33	26.17	21.56
瞌睡	16.07	28.40	18.40	17.40	19.80
入睡	32.10	16.10	18.70	13.80	19.20

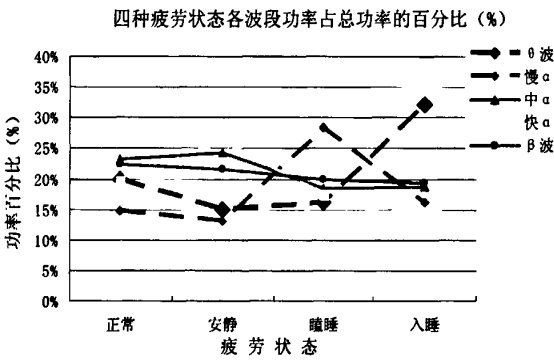


图 5-4 四种疲劳状态各波段功率占总功率的百分比图

根据上面表格和图像可以看出，正常状态下，除了慢 α 波功率百分比稍小外（15%），其余几个波段的功率比重相近（20%-25%）。安静状态下各波段变化较大，总体向两个趋势发展：中 α 波和快 α 波的功率比重大幅升高，而 θ 波、慢 α 波比重下降较大， β 波则稍有下降。瞌睡状态时，慢 α 波的功率比重迅速上升， θ 波功率也慢慢回升，而前一阶段上升幅度较大的中 α 波和快 α 波，在这一阶段则迅速下降，同时 β 波(15-23Hz 功率比重持续缓慢下降。随着从瞌睡进入入睡状态， θ 波的功率比重迅速上升，从 17%上升至 34%，几乎增加两倍。而其余几个波段比重稍有下降或持平，基本位于 14%-20% 之间。

对四种疲劳状态间同一波段功率百分比进行 F 检验表明： θ 波、慢 α 波和快 α 波的功率比重差异性均达到统计显著性水平（ $P<0.05$ ）。正常状态与瞌睡状态功率比重的统计分析表明：仅慢 α 波(7-8Hz) 的功率比重差异性达到统计显著性

水平 ($P<0.05$)。以下表 5-6 为统计分析结果:

表 5-6 四种疲劳状态各波段的功率占总功率百分比的方差分析

波段	方差分析结果 p				
	θ 波(4~6Hz)	慢 α (7~8Hz)	中 α (9~11Hz)	快 α (12~14Hz)	β (15~23Hz)
四种疲劳状态的 F 检验	0.0000*	0.0002*	0.1755	0.0021*	0.2106
瞌睡-正常的差异性分析	0.1377	0.0000*	0.0845	0.3708	0.1840

注: * 表示 $p<0.05$, 具有显著相关性

三种疲劳状态较正常状态各波段功率增值占总功率增值百分比分析结果:

表 5-7 较正常状态各波段功率增值占总功率增值百分比

波段	各波段功率增值占总功率增值百分比 (%)				
	θ 波(4~6Hz)	慢 α (7~8Hz)	中 α (9~11Hz)	快 α (12~14Hz)	β (15~23Hz)
安静-正常	-19.95	-3.93	34.78	31.99	9.34
瞌睡-正常	-24.76	34.56	-8.40	-25.26	-7.03
入睡-正常	-6.53	-12.7	-31.56	-25.68	-25.53

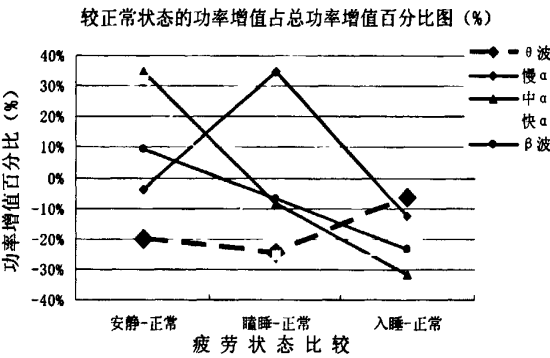


图 5-5 较正常状态各波段功率增值占总功率增值的百分比图

根据上面图表可以看出, 三种疲劳状态较正常状态下各波段的功率增值所占总功率增值比重的变化情况。安静状态较正常状态: 从百分比的正负看, β 波、中 α 波和快 α 波功率值增长, 而 θ 波和慢 α 波的功率值减少; 从整个功率增长的幅度各波段百分比来看, 中 α 波和快 α 波的功率增值百分比较大, 均超过 30%, 另外 θ 波百分比也达到 20%。瞌睡状态较安静状态, 仅慢 α 波的功率增值为正, 但增值比重占到 30% 以上。而其余几个波段功率增值为负, 变化最明显的波段为

快 α 波，从前一阶段 30% 以上的正增值比，到 20% 以上的负增值比。同时增值比由正转负的还有 β 波和中 α 波，均下降到 -10%。另外 θ 波继续降低，增值比重缓慢达到 -25%。入睡状态较正常状态可以看出所有的波段绝对功率均下降，功率增值均为负， θ 波功率值大幅上升，但增值百分比减小。说明此阶段内其它几波段功率增值幅度较大。

同时方差分析表明仅 θ 波功率增值占总增值百分比差异显著 ($P < 0.05$)。以下表 5-8 为统计分析结果：

表 5-8 三种疲劳状态较正常状态下各波段的功率增值占总增值百分比的方差分析

波段 方差分析	方差分析结果 p				
	θ 波(4~6Hz)	慢 α (7~8Hz)	中 α (9~11Hz)	快 α (12~14Hz)	β (15~23Hz)
不同疲劳状态较正常状态下功率增值占功率总增值百分比的 F 检验	0.0222*	0.1628	0.1704	0.5179	0.1261

注：* 表示 $p < 0.05$ ，具有显著相关性

3) 四种疲劳状态各波段间的功率比值

表 5-9 四种疲劳状态各波段间功率比值

指标 疲劳状态	各波段间功率比值						
	θ /慢 α	θ /中 α	θ /快 α	θ / β	慢 α / β	中 α / β	快 α / β
正常	1.64	1.04	1.26	0.92	0.69	1.03	0.94
安静	1.44	0.83	0.74	0.72	0.61	1.15	1.31
瞌睡	0.67	1.20	1.11	0.93	1.63	0.93	1.04
入睡	2.25	2.18	3.42	1.79	0.89	0.99	0.74

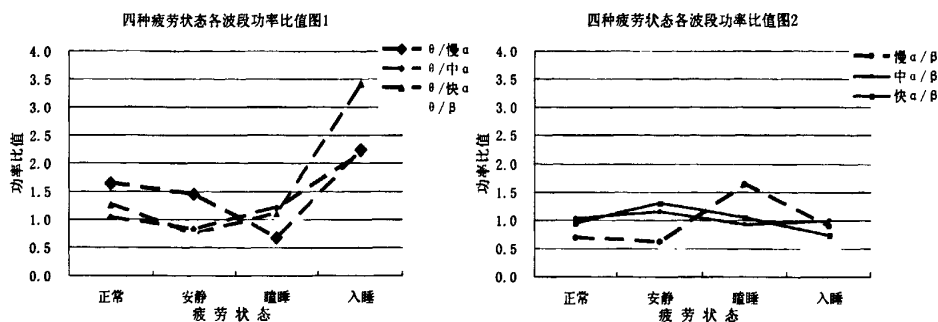


图 5-6 四种疲劳状态各波段间功率值比值

根据上面图、表可以看出，四种疲劳状态下各波段相互间功率比值的变化情况。正常状态下， θ 波与其它波段的功率比值局限于范围 0.8-1.5 内， θ 波/慢 α 波功率比值稍大，略高于 1.5。三种 α 波与 β 波的功率比值也相差不大，位于 0.6-1.1 之间，其中慢 α 波/ β 波的功率比值稍小。安静状态下 α 波的功率增加较大，从比值上可以看出， θ 波与三种 α 波的功率比值均下降，同时 θ 波/ β 波的功率比值也下降。相对而言三种 α 波与 β 波的功率比值逐步增加。瞌睡状态时，波段功率比值变化比较复杂， θ 波/中 α 波、 θ 波/快 α 波和 θ 波/ β 波的功率比值增大， θ 波/慢 α 波的功率比值则进一步减小。中、快两种 α 波与 β 波的功率比值下降，而慢 α 波则相对迅速增加。随着从瞌睡进入入睡状态， θ 波的功率值上升，对各种波段功率比值增加。三种 α 波对 β 波的功率比值下降。

四种疲劳状态下波段间功率比值的 F 检验表明：除中 α/β 和快 α/β 两个功率比值指标差异性未达到统计显著性水平外，其余五个功率比值指标均达到统计显著性水平 ($P<0.05$)。正常状态与瞌睡状态下波段间功率比重的差异分析表明：仅 $\theta/\text{慢}\alpha$ 、慢 α/β 两个功率比值差异性达到统计显著性水平 ($P<0.05$)。以下表 5-10 为统计分析结果：

表 5-10 四种疲劳状态下各波段间功率比值方差分析

指标	统计分析结果 p						
	$\theta/\text{慢}\alpha$	$\theta/\text{中}\alpha$	$\theta/\text{快}\alpha$	θ/β	慢 α/β	中 α/β	快 α/β
四种疲劳状态下的 F 检验	0.0005*	0.0005*	0.0005*	0.0000*	0.0000*	0.4332	0.1042
瞌睡-正常差异分析	0.0031*	0.5876	0.6122	0.0961	0.0004*	0.3309	0.6426

注：* 表示 $p<0.05$, 具有显著相关性

下面为三种疲劳状态较正常状态各波段间功率差值比值分析结果：

表 5-11 较正常状态各波段间功率增值比值表

波段 状态对比	各波段功率增值比值						
	θ /慢 α	θ /中 α	θ /快 α	θ / β	慢 α / β	中 α / β	快 α / β
安静-正常	-0.70	-0.31	-0.72	-0.34	-0.02	0.12	0.34
瞌睡-正常	-0.73	-0.13	-0.21	-0.15	0.74	-0.11	0.15
入睡-正常	-0.74	1.76	0.95	0.85	0.14	-0.24	-0.02

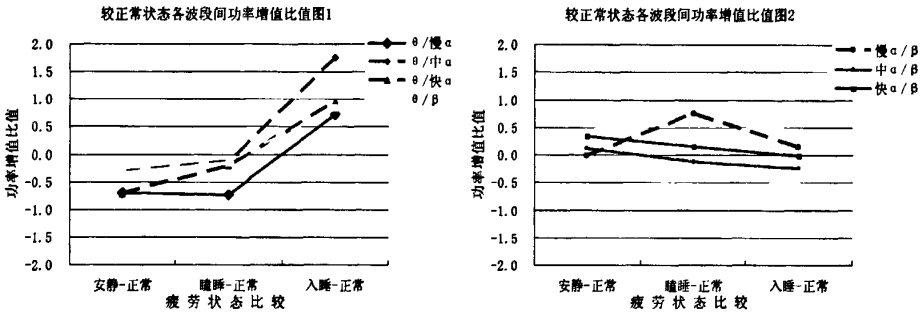


图 5-6 较正常状态波段间功率增值比值图

根据上面图、表可以看出，较正常状态下波段间功率增值比值的变化情况。安静较正常状态下， θ 波与其它波段的功率增值比值局限-0.8至-0.4的范围内，均为负值， θ 波/中 α 波和 θ 波/快 α 波的功率增值比值稍大 θ 波/慢 α 波和 θ 波/ β 波。三种 α 波与 β 波的功率增值比值也相差不大，位于-0.2-0.4之间，其中慢 α 波/ β 波的功率增值比值小于零。瞌睡较正常状态下除中 α 波/ β 波和快 α 波/ β 波的功率增值比值下降外，其余指标值均增加，其中慢 α 波/ β 波和 θ 波/快 α 波的指标值增加较大。入睡较正常状态， θ 波功率显著增大，它与各波段的功率增值比值也快速上升。而三种 α 波分别对 β 波的功率增值比值下降。

不同疲劳状态较正常状态波段间功率增值比值的 F 检验表明： θ /慢 α 、中 α / β 和快 α / β 三个功率增值比值指标差异性未达到统计显著性水平，其余四个功率增值比值指标均达到统计显著性水平 ($P<0.05$)。以下表 5-11 为统计分析结果：

表 5-11 较正常状态波段间功率增值比值的方差分析

指标	统计分析结果 p
----	----------

方差分析	θ /慢 α	θ /中 α	θ /快 α	θ / β	慢 α / β	中 α / β	快 α / β
不同疲劳状态较正常 状态下波段间功率增 值比值的 F 检验	0.0923	0.0007*	0.0063*	0.0001*	0.0096*	0.1578	0.6075

注：* 表示 $p < 0.05$, 具有显著相关性

4) 四种疲劳状态波段功率加和比值与功率增值加和比值

综合前人的研究成果，发现低频率的波段，如 θ 波和慢 α 波，是人在抑制状态尤其是瞌睡下的主要波段，而安静思考状态下中 α 波和快 α 波最活跃， β 反应人警觉紧张状态。指标 $(\theta + \text{慢 } \alpha) / \beta$ 反映人的抑制紧张程度，值小，表明人警觉心小，意识模糊，而 $(\theta + \text{慢 } \alpha) / (\text{中 } \alpha + \text{快 } \alpha)$ 值越小，表明人思考少，昏昏欲睡。

表 5-12 四种疲劳状态波段间功率加和比值

波段 疲劳状态	波段间功率加和比值	
	$(\theta + \text{慢 } \alpha) / \beta$	$(\theta + \text{慢 } \alpha) / (\text{中 } \alpha + \text{快 } \alpha)$
正常	2.66	0.84
安静	3.07	0.60
瞌睡	3.59	1.38
入睡	2.62	1.74

四种状态各频段间绝对功率平均值加和比值图

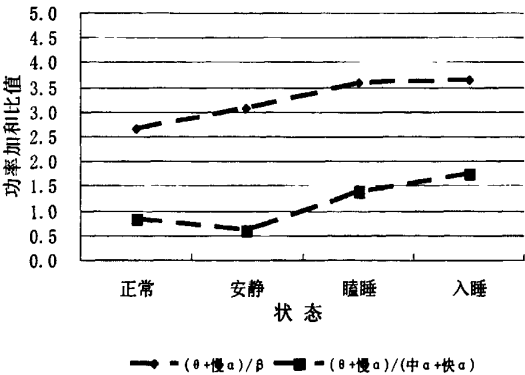


图 5-7 四种疲劳状态波段间功率加和比值图

根据上面图、表可以看出，四种疲劳状态下波段功率加和比值的变化情况。随着由正常状态进入安静状态，快 α 波和中 α 波的绝对功率值增长较快，可以看出 $(\theta + \text{慢 } \alpha) / (\text{中 } \alpha + \text{快 } \alpha)$ 指标值都较正常状态下降。进入瞌睡状态后， θ 波和慢

α 波的功率增加, 快 α 波、中 α 波和 β 波功率则下降, 指标 $(\theta + \text{慢 } \alpha) / \beta$ 、 $(\theta + \text{慢 } \alpha) / (\text{中 } \alpha + \text{快 } \alpha)$ 值增长。随着进入入睡状态, 两指标值都进一步增加。

四种疲劳状态波段功率加和比值进行 F 检验表明: 两个功率加和比值指标均达到统计显著性水平 ($P < 0.05$)。正常状态与瞌睡状态下的差异性统计分析表明: 两个功率加和比值指标均达到统计显著性水平 ($P < 0.05$)。见下表 5-13。

表 5-13 四种疲劳状态波段功率加和比值的方差分析

波段	方差分析结果 p	
	$(\theta + \text{慢 } \alpha) / \beta$	$(\theta + \text{慢 } \alpha) / (\text{中 } \alpha + \text{快 } \alpha)$
四种疲劳状态间 F 检验	0.0000*	0.0000*
瞌睡-正常的差异分析	0.9660	0.0043*

注: * 表示 $p < 0.05$, 具有显著相关性

下面为三种疲劳状态较正常状态波段功率增值加和比值的分析结果:

表 5-14 较正常状态波段功率增值加和比值

波段	波段功率增值加和比值	
	$(\theta + \text{慢 } \alpha) / \beta$	$(\theta + \text{慢 } \alpha) / (\text{中 } \alpha + \text{快 } \alpha)$
安静-正常	-0.23	-0.28
瞌睡-正常	0.47	0.19
入睡-正常	0.80	0.47

较正常状态波段功率增值加和比值图

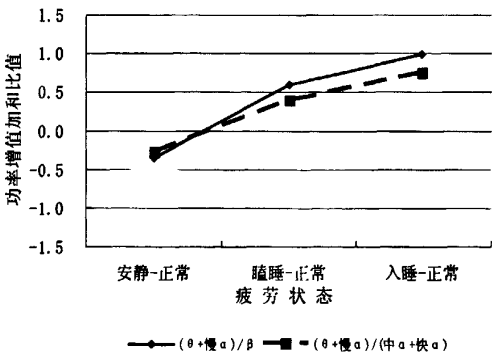


图 5-14 较正常状态波段功率增值加和比值图

对图、表进行分析可以看出, 四种疲劳状态下波段功率增值加和比值的变化情况。安静状态较正常状态下, 快 α 波和中 α 波功率值增长较快, $(\theta + \text{慢 } \alpha) / (\text{中 } \alpha + \text{快 } \alpha)$ 指标值则为负。进入瞌睡状态后, 较正常状态下 θ 波和慢 α 波的功率增

强，快 α 波、中 α 波和 β 波功率则下降，指标 $(\theta + \text{慢 } \alpha) / \beta$ 、 $(\theta + \text{慢 } \alpha) / (\text{中 } \alpha + \text{快 } \alpha)$ 比值转为正。较之正常状态，入睡状态下， $(\theta + \text{慢 } \alpha) / \beta$ 和 $(\theta + \text{慢 } \alpha) / (\text{中 } \alpha + \text{快 } \alpha)$ 指标值进一步增大， $(\text{中 } \alpha + \text{快 } \alpha) / \beta$ 指标值平缓减小幅度。

不同疲劳状态之间波段功率增值加和比值的 F 检验表明：两个功率加和比值指标均达到统计显著性水平 ($P < 0.05$)。正常状态与瞌睡状态下波段功率增值加和比值的差异性分析表明：仅 $(\theta + \text{慢 } \alpha) / (\text{中 } \alpha + \text{快 } \alpha)$ 指标差值差异性达到了统计显著性水平。下表 5-15 为统计分析结果：

表 5-15 较正常状态波段功率增值加和比值的方差分析

分析指标	方差分析结果 p	
	$(\theta + \text{慢 } \alpha) / \beta$	$(\theta + \text{慢 } \alpha) / (\text{中 } \alpha + \text{快 } \alpha)$
较正常状态的差异分析	0.0035*	0.0003*

注：* 表示 $p < 0.05$ ，具有显著相关性

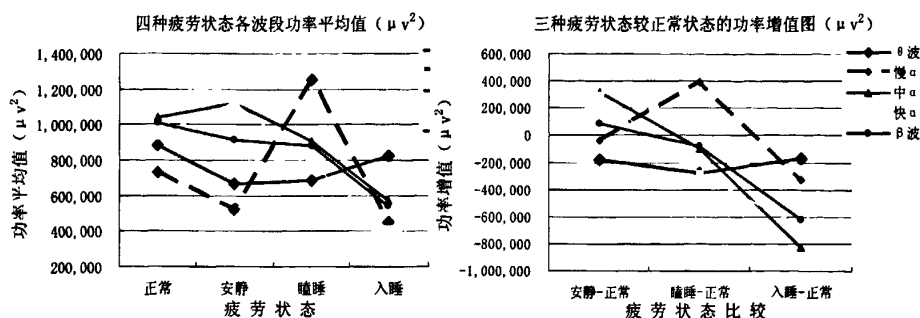
5.1.3. 脑电波数据分析结果整理与主要结论

从功率和功率增值两种角度来分析四个方面的脑电波指标（波段功率值、功率百分比、功率比值、功率加和比值），通过数据整理和统计分析，初步从以下四个方面得出以下结论：

1) 波段功率

无论是绝对功率或功率增值，各波段都表现的变化趋势为：（1）随着进入瞌睡状态，中 α 波、快 α 波和 β 波三个波段的功率值逐渐降低，并且随着瞌睡程度的加深（入睡），功率值迅速下降；（2）而睡眠时常出现的 θ 波功率在刚开始瞌睡时有所上升，但增加缓慢，但随着由瞌睡进入入睡，其功率值显著上升；（3）慢 α 波的功率值在瞌睡初期上升很快，但进入入睡后却急剧下降。

对四种疲劳状态下波段功率的 F 检验结果来看，仅慢 α 波绝对功率值对具有显著差异性，而功率增值方面，其它三种疲劳状态与正常状态比较，慢 α 波、快 α 波和 β 波三个波段功率增值差异均达到统计显著水平要求 ($P < 0.05$)。



2) 功率百分比重

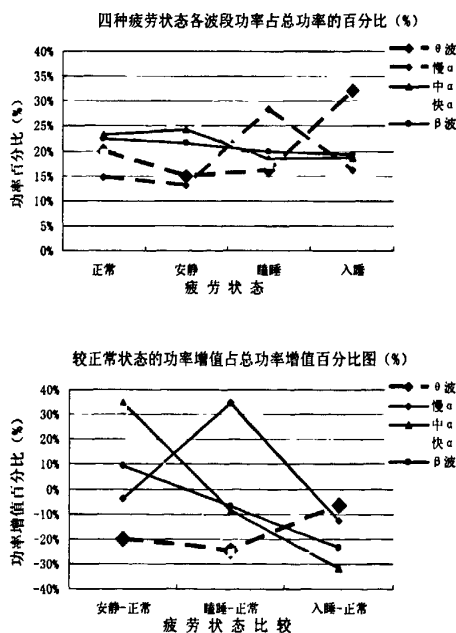
各波段功率占总功率百分比随疲劳状态的变化情况为：(1) 随着进入瞌睡状态，中 α 波、快 α 波和 β 波三个波段的功率百分比值逐渐降低，随着瞌睡程度的加深（入睡），快 α 波功率百分比值急剧下降，而中 α 波和 β 波则缓慢下降；(2) θ 波功率百分比值在刚开始瞌睡时有所上升，但增加缓慢，但随着由瞌睡进入入睡，其比值显著上升；(3) 慢 α 波的功率百分比值在瞌睡初期上升很快，但进入入睡后却急剧下降。

其余三种状态较正常状态下各波段功率增值占总功率增值百分比变化情况：(1) 正常状态到安静状态，中 α 波、快 α 波绝对功率急剧上升，且功率增加的幅度占到总功率增加度的绝大部分

（超过 60%），这说明中 α 波、快 α 波是由正常状态转向安静状态变化最为显著的波段。 θ 波绝对功率减小，但变化的复读也占到 20%，是这一阶段另一变化较大的波段。(2) 进入瞌睡过程，功率值变化幅度最大的是慢 α 波为正增长，且比重超过 30%，是这个过程中最主要的变化波段。其次快 α 波两波段绝对功率值

减少，但减少的幅度只占到 10%，急剧下降，和 β 波和 θ 波两个波段的绝对功率值虽然减小，但其变化幅度均占到 20% 以上，是这一阶段另两个变化较大的波段。

(3) 随着瞌睡程度的加深（入睡），较正常状态下，所有波段的绝对功率均减小，



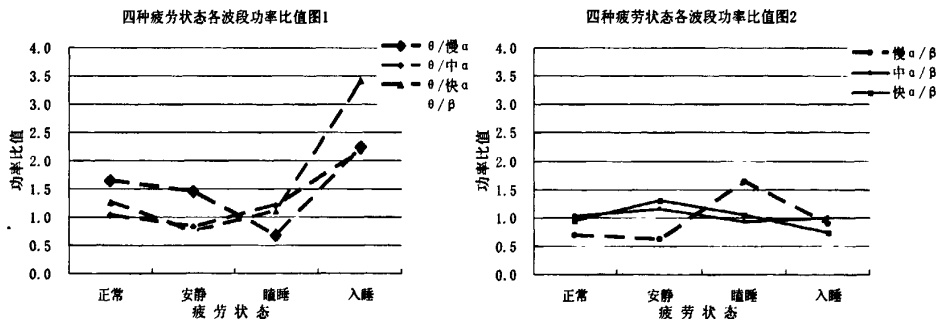
其中减小幅度最大的是中 α 波, 比重超过 30%, 快 α 波和 β 波也是变化幅度较大的波段, 比重均超过 20%。

对四种疲劳状态下波段功率所占百分比的 F 检验结果来看, θ 波、慢 α 波和快 α 波的功率所占百分比差异性达到统计显著性水平。正常状态与瞌睡状态下波段功率所占百分比的差异性分析表明: 仅慢 α 波功率所占百分比达到统计显著性水平。三种疲劳状态较正常状态波段功率增值占总增值百分比的 F 检验分析表明: θ 波功率增值占总增值百分比差异显著 ($P < 0.05$)。这说明慢 α 波功率百分比值对疲劳状态的变化非常敏感 (尤其是瞌睡状态初期), θ 波功率随疲劳程度的不同变化最为显著 (尤其是瞌睡后期)。

3) 波段间功率比值

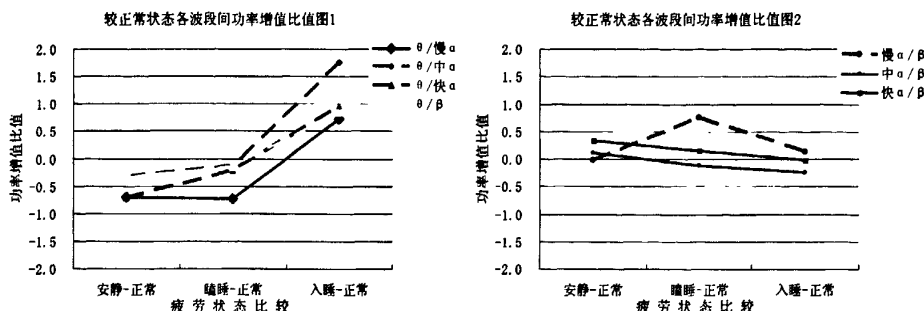
波段间功率比值指标选用了两组: 一组是 θ 波与其它波段功率的比值, 另一组为三种 α 波 β 功率的比值。两组功率指标比值随疲劳状态的变化情况为:

(1) 随着进入安静状态, 中 α 波和快 α 波的功率上升较快, θ /中 α 和 θ /快 α 指标值减小, 而慢 α / β 和中 α / β 则增大。(2) 随着进入瞌睡状态, 慢 α 波的功率增加最为突出, θ /慢 α 和慢 α / β 的指标值变化最明显, 分别下降或上升。(3) θ 波功率随着瞌睡程度的加深增加较快, 指标 θ /慢 α 和 θ /快 α 值增长幅度最显著。



其余三种疲劳状态较正常状态下波段间功率增值比值变化情况: 较正常状态, 进入瞌睡, θ /慢 α 指标变化很小, 基本与安静状态时持平, 是此阶段最不敏感的指标。而 θ /中 α 、 θ /快 α 和 θ / β 的指标值较正常状态时变化很小, 但较安静状态则指标值有显著提高。慢 α / β 是此阶段最敏感的指标, 无论与正常状态还是安静状态其指标值都有较大的提高。随着瞌睡程度的加深 (入睡), 较正常状态下, 所有 θ /慢 α 、 θ /中 α 、 θ /快 α 和 θ / β 波段功率比值增长迅速, 其中 θ /中 α 指标值增长最大, 超过 150%。同时 β 功率的下降使得三种 α 波与 β 波的功率比

值下降。

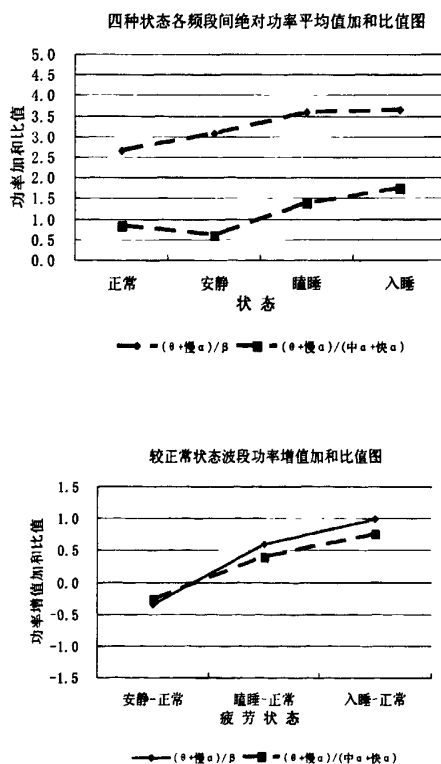


对四种疲劳状态下波段功率比值的 F 检验结果来看, 除中 α/β 和快 α/β 两个功率比值指标差异性未达到统计显著性水平外, 其余五个功率比值指标均达到统计显著性水平, 其中 θ/β 和慢 α/β 指标的显著性最高 (p 为 0.0000)。正常状态与瞌睡状态下波段功率比值的差异性分析表明: $\theta/\text{慢}\alpha$ (p 为 0.0031)、慢 α/β (p 为 0.0004) 两个功率比值差异性达到统计显著性水平。三种疲劳状态与正常状态相比波段功率增值比值进行 F 检验分析表明: $\theta/\text{中}\alpha$ 、 $\theta/\text{快}\alpha$ 、 θ/β 和慢 α/β 四个功率增值比值指标均达到统计显著性水平, 其中以 θ/β 显著性最高 (p 为 0.0001)。

4) 波段功率加和比值

随着由正常状态进入安静状态, 快 α 波和中 α 波的绝对功率值增长较快, 可以看出 $(\theta + \text{慢}\alpha)/(\text{中}\alpha + \text{快}\alpha)$ 指标值都较正常状态下降。进入瞌睡状态后, θ 波和慢 α 波的功率增加, 快 α 波、中 α 波和 β 波功率则下降, 指标 $(\theta + \text{慢}\alpha)/\beta$ 、 $(\theta + \text{慢}\alpha)/(\text{中}\alpha + \text{快}\alpha)$ 值增长。随着从瞌睡进入入睡状态, 两个指标值都进一步增加。

其余三种状态较正常状态下各波段间功率加和增值比值变化情况: 随着进入瞌睡状态, $(\theta + \text{慢}\alpha)/\beta$ 和 $(\theta + \text{慢}\alpha)/(\text{中}\alpha + \text{快}\alpha)$ 指标值较正常状态下增加, 且随着瞌睡程度的加深 (入睡), 值进一步增大。



对四种疲劳状态下波段功率加和比值的 F 检验结果来看, 两个指标均达到

统计显著性水平 (p 均为 0.0000)。正常状态与瞌睡状态下波段加和功率比值的差异性分析表明: 两指标均达到统计显著性水平, 其中 $(\theta + \text{慢 } \alpha) / \beta$ (p 均为 0.0043) 和 $(\theta + \text{慢 } \alpha) / (\text{中 } \alpha + \text{快 } \alpha)$ (p 均为 0.0027)。三种疲劳状态与正常状态相比波段功率增值比值进行 F 检验分析表明: $(\theta + \text{慢 } \alpha) / (\text{中 } \alpha + \text{快 } \alpha)$ 指标差值差异性达到了统计显著性水平。

5.1.4 脑电波数据分析结果讨论

此次实验分析的结论还有以下几点需要讨论:

1) 就四种疲劳状态下各波段的功率值来说, 随着试者疲劳程度的加深, 表示警觉心理的 β 波功率一直下降; 瞌睡时的代表波形 θ 波却只有在安静状态时稍有下降, 但后面几个瞌睡阶段功率一直增加; 作为安静清醒状态时的主要波形快 α 波和中 α 波在本实验中表现出了同样的规律: 安静状态下功率迅速增加, 随着瞌睡的加深, 功率却急剧下降。这些分析成果符合常情, 且与前人研究的成果一致^{[32] [33]}。需要讨论的是慢 α 波, 此波段的功率表现出了与其它两种 α 波段不同的变化规律, 既在安静状态时功率下降, 而瞌睡状态时功率大大增加, 随着瞌睡的加深, 至入睡时功率已经下降到非常低。这是否与前人的研究相比有些异常? 可能的解释如下: 本研究中慢 α 波的频率范围是 7-8Hz, 本实验仪器对这个波段所对应的是一种意识低下(放松)的状态, 而前人的研究中 θ 波的频率段有些重叠(4-7Hz)^[34], 因此可以说本研究中的慢 α 波是一个介于严格意义上的 θ 波和 α 波的一个过渡波段。同时本实验发现此过渡波段慢 α 波对疲劳瞌睡状态的反应比 θ 波敏感, 尤其是瞌睡初期。当然, 这个结论还需要更多实验数据的进一步验证。

2) 四种疲劳状态下波段功率所占百分比, β 波功率百分比随着疲劳的加深数值减小, 快 α 波和中 α 波则只有在安静状态时占到较大的比重, 随着瞌睡来临及加深, 其百分比值也一直下降。而慢 α 波在安静状态时变化不大, 但在瞌睡初期百分比值急速上升, 至入睡后大幅下降, 而此时 θ 波功率百分比独占鳌头。因此, 根据本实验的分析结果, 可以将慢 α 波功率百分比作为检验瞌睡初期状态的一个指标, 而 θ 波功率百分比则为检验瞌睡深浅程度, 尤其是入睡的指标。但这种想法还需进一步实验的证实。

3) 在不同疲劳状态波段功率比值分析方面, 虽然有许多指标值在不同疲劳

状态之间的差异性达到了统计显著性水平 ($p<0.05$), 但考虑到前面两个方面的分析结果和显著性水平的大小, 可设想初步选取 $(\theta+\text{慢}\alpha)/\beta$ 、 θ/β 和慢 α/β 三个指标 (p 均为 0.0000)。

5.2 眨眼实验数据分析

5.2.1 主要分析方法及应用

SONY 摄像机及其三脚架, 以便清晰地捕捉被测者的眼部。整个测量过程的录像资料保存于磁带中, 且编号与脑电波数据对应, 有利于以后的查阅与分析。根据被测者的脸部特征及实验员对被测者状态的实时记录, 提取不同疲劳状态的典型代表片段。提取时间与脑电波一致, 均为 30 秒。典型片段一旦确定, 即开始对此片段的眨眼特征进行分析。主要是获取此片段时间内两个眨眼指标值: 眨眼次数和闭眼时间。应用视频编辑软件 virtualdub 对提取片段进行帧判别, 以 25 帧/秒的速度对眨眼次数和闭眼时间进行统计。其中闭眼时间统计的标准参考 PERCLOS(percentage of eyelid closure)的判断标准, 瞳孔被眼睑纵向遮住 80% 以上的时间, 确定本论文中通过帧观察来读出不同疲劳状态下瞳孔被眼睑纵向遮住 80% 以上的时间作为闭眼时间^[35]。

5.2.2 具体分析过程

根据上述方法, 对被试者录像进行典型片断的提取, 且尽可能大量提取每种状态下的典型片断, 如提取 3 组瞌睡状态下的典型片断, 取其眨眼特征均值作为此种状态的代表值, 来弥补个体样本数量的不足和提高可靠性。具体的眨眼数据提取如下。

1) 四种疲劳状态下眨眼次数平均值

表 5-16 四种疲劳状态下眨眼次数平均值

眨眼次数平均值 (次/30 秒)			
正常	安静	瞌睡	入睡
16	13	15	6

其余三种状态与正常状态相比较，眨眼次数的变化如下表所示：

表 5-17 其余三种状态分别减去正常状态的眨眼次数平均值差值

较正常状态时的眨眼次数平均值差值（次/30 秒）		
安静—正常	瞌睡—正常	入睡—正常
-2	-4	-10

根据上表可以看出在不同的状态下，眨眼次数平均值有所差异。正常状态下眨眼次数较其余三种状态频繁，这符合常理。但此结果中比较有趣的发现是瞌睡状态下眨眼次数高于安静状态，稍小于正常状态，这有悖于预期的想法和常理。但随着瞌睡程度的加深，到入睡状态时，眨眼次数大大降低。通过其余三种状态与正常状态相比较，即较正常状态时的眨眼次数平均值差值的分析表格更加说明了此过程的变化。

采用软件 Origin7.5 应用 ANOVA 对不同疲劳状态之间眨眼次数进行 F 检验，统计发现不同疲劳状态下眨眼次数平均值差异显著，显著性水平 p 为 0.0102。

2) 四种疲劳状态下总闭眼时间平均值与闭眼时间所占时间比例

表 5-18 四种疲劳状态下总闭眼时间平均值

总闭眼时间平均值（帧/750 帧）			
正常	安静	瞌睡	入睡
52	60	123	283

表 5-19 四种疲劳状态下总闭眼时间所占时间比例

闭眼时间比例（%）			
正常	安静	瞌睡	入睡
7%	8%	16%	51%

其余三种状态与正常状态相比较，总闭眼时间的变化如下表所示：

表 5-20 其余三种状态分别减去正常状态的总闭眼时间平均值差值

较正常状态时的总闭眼时间平均值差值（帧/750 帧）		
安静—正常	瞌睡—正常	入睡—正常
8	66	335

表 5-21 较正常状态下总闭眼时间的增长倍数

较正常状态时的闭眼时间增长倍数		
安静—正常	瞌睡—正常	入睡—正常
1.15	2.37	7.34

根据上表中的数据可以看出在不同的状态下，总闭眼时间平均值差异较大。安静状态较正常状态下闭眼时间稍有增加，总闭眼时间所占总时间比例也稍有上升，由 7% 上升到 8%。随着进入瞌睡，总闭眼时间快速增加，总闭眼时间百分比比安静状态时增加一倍，达到 16%。且入睡程度越深，总闭眼时间越长，到本试验的入睡阶段，闭眼占到一半的时间。这些数据符合正常的疲劳瞌睡状态进程闭眼的变化规律。

采用软件 Origin7.5 应用 ANOVA 对不同疲劳状态之间总闭眼时间进行 F 检验，统计发现不同疲劳状态下闭眼时间平均值差异显著，显著性水平 p 为 0.0000。

3) 四种疲劳状态下闭眼时间除以眨眼次数的平均一次闭眼时间

表 5-22 四种疲劳状态平均一次闭眼时间

平均一次闭眼时间（帧/750 帧）			
正常	安静	瞌睡	入睡
3	7	11	154

其余三种状态与正常状态相比较，平均一次闭眼时间的变化如下表所示：

表 5-23 较正常状态下平均一次闭眼时间的增长倍数

较正常状态时的平均一次闭眼时间增长倍数		
安静—正常	瞌睡—正常	入睡—正常
2.20	3.22	46.60

根据上表中的数据可以看出在不同的状态下，平均一次闭眼时间差异很大。安静状态较正常状态下的平均一次闭眼时间增加了 2.2 倍，随着进入瞌睡状态，闭眼时间逐渐增加，为正常状态下的 3.22 倍，而到入睡状态时，增加就更加显著，增幅倍数达到 46.60。

采用软件 Origin7.5 应用 ANOVA 对不同疲劳状态之间平均一次闭眼时间进行 F 检验，统计发现不同疲劳状态下平均一次闭眼时间差异显著，显著性水平 p 为 0.0002。

5.2.3 主要结论与讨论

通过上述数据的分析，关于眨眼特征可以得出以下几条结论：

- 1) 眨眼次数随状态不同而变化的规律性不太强。主要表现为瞌睡状态下眨眼次数的增加，但随着进入入睡状态，眨眼次数大大降低。造成上述结果的原因，一方面是由于本试验样本数据有限；另一方面可能是被试者在刚开始进入瞌睡状态时，精神较为紧张（考虑到驾驶的现状），在入睡与清醒之间挣扎，想睡而不敢睡，稍微清醒眼睛就睁开，但睁眼持续时间明显低于正常状态，且此时视觉效果及功能也明显降低。
- 2) 随着瞌睡的加深，总闭眼时间逐渐增加。
- 3) 平均一次闭眼时间这个指标综合反映了眨眼次数和总闭眼时间这两个指标的变化，此指标值随状态不同而变化的规律性较强，随着瞌睡程度的加深，平均一次闭眼时间显著延长。

5.3 不同疲劳状态下脑电波与眨眼特征的关系研究

5.3.1 分析方法及分析过程

眨眼特征和脑电波都是反映人体状态的两个同步测量标准，因此本论文尝试对两个标准之间的相关性进行分析，通过一种标准的研究来拓广另一种标准的研究，如通过眨眼特征的数据资料来辅助和拓宽脑电波的研究。由于本研究中的眨眼特征包括眨眼次数和闭眼时间，所以本论文采用了一次平均闭眼时间这个综合指标代表眨眼特征指标，与显著性明显的脑电波指标数据进行相关系数分析^[36]。对应瞌睡和入睡疲劳状态下的脑电波指标与眨眼指标相关系数分析结果如下表5-24。

表 5-24 瞌睡、入睡状态下脑电波指标与一次平均闭眼时间之间相关系数

状态	瞌 睡	入 睡
显著性明显的脑电波指标		
θ %	-0.12	-0.20
慢 α %	0.29①	-0.27

快 α %	-0.04	0.34②
θ /慢 α	-0.21③	0.22
θ /中 α	-0.05	-0.16
θ /快 α	-0.19	-0.19
θ / β	0.01	-0.21
慢 α / β	0.27②	-0.29③
(θ +慢 α) / β	0.19	-0.41①
(θ +慢 α) / (中 α +快 α)	0.17	-0.19

注：①②③分别表示一列中绝对值最大的前三位值

由表5-24知，就瞌睡状态而言，慢 α %、慢 α / β 和 θ /慢 α 这三个与慢 α 密切相关的指标，与一次平均闭眼时间的相关系数绝对值占据最大值前三位。而到入睡状态，(θ +慢 α) / β 、快 α %和 慢 α / β 这三个指标与眨眼指标之间的相关系数绝对值依次为前三位。

5.3.2 主要结论与讨论

综合以上的分析，可以得出以下几点结论：

- 1) 对于瞌睡状态下的相关系数分析结果：慢 α %、慢 α / β 和 θ /慢 α 这三个指标的相关系数绝对值最大。这表明与慢 α 相关的指标对一次平均闭眼时间之间关系密切，同时也表明对慢 α 对瞌睡状态较为敏感。这与前面的脑电波数据分析结论一致。
- 2) 进入入睡状态后，一次平均闭眼时间增加，同时(θ +慢 α) / β 、快 α %和 慢 α / β 这三个指标与之相关性最为明显。此三个指标无非常明显的规律可寻，但有个比较有趣的现象是快 α %的相关系数，绝对值竟占第二位。因为一般而言，快 α 波与入睡状态的关系不大。分析有两种可能的解释：（1）样本数量有限，其余指标的特征未充分显现；（2）快 α 波可能与眨眼这个动作之间的关系较为密切，当然这需要更多实验来进一步验证。

参考文献

- [1] 李婷, 邱天爽, 牛杰. 独立分量分析在脑电信号处理中的应用及研究进展[J]. 北京生物医学工程, 2005, 6.
- [2] 周卫东, 贾磊, 李英远. 独立分量分析的研究和脑电中心电干扰的消除[J]. 中国生物医学工程学报, 2002, 6.
- [3] 翟葵, 吴小培. 基于独立分量分析的脑电信号消噪[J]. 现代制造工程, 2006, 2.
- [4] 吴小培, 冯焕清, 周荷琴等. 独立分量分析及其在脑电信号预处理中的应用[J]. 北京生物医学工程, 2001, 3.
- [5] 张新军, 沈民奋. 基于独立分量法的多导诱发脑电的单次提取[J]. 汕头大学学报(自然科学版), 2003, 2.
- [6] 吴小培, 张道信. 基于多维统计分析方法的脑电消噪[J]. 安徽大学学报(自然科学版), 2002, 12.
- [7] 张旭秀, 邱天爽等. 独立分量分析原理及其应用[J]. 大连铁道学院学报, 2003, 6.
- [8] 龙飞, 吴小培, 范羚. 基于独立分量分析的脑电噪声消除[J]. 生物医学工程杂志, 2003, 3.
- [9] D. Popivanov, S. Jivkovaa, V. Stomonyakova, G. Nicolova, Effect of independent component analysis on multifractality of EEG during visual-motor task[J]. Signal Processing, 85 (2005) 2112–2123.
- [10] 万柏坤, 朱欣, 杨春梅等. ICA 去除 EEG 中眼动伪差和工频干扰方法研究[J]. 电子学报, 2003, 10.
- [11] 杨福生, 洪波, 唐庆玉. 独立分量分析及其在生物医学工程中的应用[J]. 国外医学生物医学工程分册, 2000, 3.
- [12] 季忠, 秦树人, 彭丽玲. 脑电信号的现代分析方法[J]. 重庆大学学报, 2002, 9.
- [13] Chin-Teng Lin, Ruei-Cheng Wu, Sheng-Fu Liang, Wen-Hung Chao, Yu-Jie Chen, Tzyy-Ping Jung. EEG-Based Drowsiness Estimation for Safety Driving Using Independent Component Analysis[J]. IEEE TRANSACTIONS ON CIRCUITS AND SYSTEMS, 2005, 12.
- [14] S. Tong, A. Bezerianos, J. Paul, Y. Zhu, N. Thakor. Removal of ECG interference from the EEG recordings in small animals using independent component analysis[J]. Journal of Neuroscience Methods, 108 (2001) 11–17.
- [15] 黄文梅, 熊桂林, 杨勇. 信号分析与处理—MATLAB 语言及应用[M]. 国防科技大学出版社, 2000 年 2 月第一版.
- [16] 王鉴. 关于信号处理中采样和谱分析的几点讨论[J]. 中国科技信息, 2007, 14 期.
- [17] 张晔. 信号时频分析与应用[M]. 哈尔滨工业大学出版社, 2006 年 3 月第一版.
- [18] 季忠, 秦树人. 脑电信号特征提取的非平稳信号分析技术[J]. 重庆大学学报, 2002, 7.
- [19] 吴晓彬, 邱天爽. 基于时频分析的 EEG 信号分析处理方法研究进展[J]. 国外医学生物医学工程分册, 2004, 6.

- [20] L.科恩. 时频分析理论及应用[M]. 西安交通大学出版社, 1998年3月第一版.
- [21] 杨广映, 罗志增. 肌电信号的功率谱分析方法[J]. 传感技术学报, 2002, 9.
- [22] S.M. 凯依. 现代谱估计原理及应用[M]. 科学出版社, 1994年5月第一版.
- [23] 张爱华, 豆小玺, 王龙. 脉搏信号功率谱分析对精神疲劳状态的识别[J]. 中国组织工程研究与临床康复, 2007, 1.
- [24] 徐学明, 王丽, 荣建. 功率谱在交通流混沌现象研究中的应用[J]. 公路交通科技, 2006, 3.
- [25] 颜松, 魏建勤, 吴永红. 汽车驾驶员瞌睡状态脑电波特征提取的研究[J]. 中国生物医学工程学报, 2005, 2.
- [26] 张崇, 郑崇勋. 基于多导脑电特征的生理性精神疲劳分析[J]. 西安交通大学学报, 2007, 2.
- [27] 袁全, 刘兴华. 噪声和音乐对脑电功率谱的影响[J]. 航天医学与医学工程, 2000, 12.
- [28] Christos Papadelis, Chrysoula Kourtidou-Papadeli, Panagiotis D. Bamidis, Ioanna Chouvarda. IndICA tors of Sleepiness in an ambulatory EEG study of night driving, 28th IEEE EMBS Annual International Conference, Sep.2006.
- [29] P.J.Durka, E.F.Kelly, K.J.Blinowska. Time-frequency Analysis of Stimulus-Driving EEG Activity by Matching Pursuit, 18th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society, 1996.
- [30] Weiling Xu, Minfen Shen, Shuwang Wang, Francis H. Y. Chan. Analysis of Time-Varying Coherence of EEG during Face Recognition Based on Harmonic Transform, 27th Annual Conference of IEEE Engineering in Medicine and Biology, Sep.2005.
- [31] Hong J. Eoh, Min K. Chung, Seong-Han Kim. Electroencephalographic Study of Drowsiness in Simulated Driving With Sleep Deprivation, International Journal of Industrial Ergonomics, 35 (2005) 307-320.
- [32] Chieko FUKUDA', Mariko Fujikake FUNADA', Satoki P. NINOMIJA. Evaluating Dynaric Changes of Driver's Awakening Level by Grouped α Waves, IEEE, 1994.
- [33] S. F. Liang, C. T. Lin, R. C. Wul, Y. C. Chen, T. Y. Huang, T. P. Jung. Monitoring Driver's Alertness Based on the Driving Performance Estimation and the EEG Power Spectrum Analysis. 27th Annual Conference of IEEE Engineering in Medicine and Biology, Sep.2005.
- [34] Hong J. Eoh, Min K. Chung, Seong-Han Kim. Electroencephalographic Study of Drowsiness in Simulated Driving With Sleep Deprivation, International Journal of Industrial Ergonomics, 35 (2005) 307-320.
- [35] Burak Arslan, Andrew Brouse, Julien Castet. A Real Time Music Synthesis Environment Driven With BiologICA l Signals [J] . Signal Processing, IEEE, 2006.
- [36] Weiling Xu, Minfen Shen, Shuwang Wang, Francis H. Y. Chan. Analysis of Time-Varying Coherence of EEG during Face Recognition Based on Harmonic Transform, 27th Annual Conference of IEEE Engineering in Medicine and Biology, Sep.2005.

第6章 研究成果与展望

6.1 研究成果

论文系统归纳了国内外有关疲劳驾驶、疲劳驾驶员生理、驾驶员疲劳瞌睡状态检测等研究成果,对脑电波与眨眼的生理特征、检测以及在安全驾驶上的相关应用研究做了总结。利用仪器Mental & Spiritual Electronics进行脑电波测量, Mind Sensor II for Windows Version 4.0脑电波分析软件,同时结合SONY高倍摄像机进行实时脸部录像。以室内实验为主,主要测量被试者从清醒状态进入到瞌睡状态过程中脑电波和眨眼特征的变化。采用了独立分量分析法(ICA)处理脑电波中的眼电伪迹,再用快速傅立叶转换FFT进行频域转换进行了波段功率谱分析,这两种方法的应用都是通过独立的程序包在MATLAB中得以实现。应用视频编辑软件Virtualdub以25帧/秒的速度对被试者脸部录像进行眨眼特征进行判读,得到眨眼数据(主要为眨眼次数和闭眼时间)。最后采用软件Origin7.5进行变异数分析(F检验),找出对不同疲劳状态差异显著的脑电波指标。针对不同疲劳状态下(正常状态,安静状态,瞌睡状态,入睡状态)脑电波和眨眼特征进行了开拓性的基础研究,并初步探讨了脑电波与眨眼特征之间的相关性,分析了两者之间的相关系数。本论文主要研究成果如下:

1) 从四种状态下脑电波波段变化比较来看,慢 α 波绝对功率值对整个四种状态具有显著差异性($P < 0.05$),尤其是在瞌睡初期表现较明显。 θ 波在瞌睡初期不是变化最明显的波段,但随着瞌睡程度的加深(入睡)逐渐发展成主导波段,所占能量百分比达到30%以上,远高于其它四个波段。快 α 波和中 α 波是安静清醒状态时的主要波形,但随着瞌睡的加深,功率却急剧下降。而表示警觉心理的 β 波功率一直下降。

2) 从五个波段的功率指标来看, θ/β 、慢 α/β 、 $(\theta + \text{慢}\alpha)/\beta$ 和 $(\theta + \text{慢}\alpha)/(\text{中}\alpha + \text{快}\alpha)$ 在不同疲劳状态下的差异性显著水平最高(p 均为0.0000)。进入安静状态, $\theta/\text{中}\alpha$ 和 $\theta/\text{快}\alpha$ 指标值减小,而慢 α/β 和中 α/β 则增大。进入瞌睡状态, $\theta/\text{慢}\alpha$ 和慢 α/β 的指标值变化最明显,分别下降或上升。 θ 波功率随着瞌睡程度的加深增加较快,指标 $\theta/\text{慢}\alpha$ 和 $\theta/\text{快}\alpha$ 值增长幅度最显著。 $(\theta + \text{快}\alpha + \text{中}\alpha + \text{慢}\alpha)/\beta$ 、 $(\theta +$

慢 α)/ β 和 $(\theta + \text{慢}\alpha)/(\text{中}\alpha + \text{快}\alpha)$ 指标值较正常状态下增加,且随着瞌睡程度的加深(入睡),值进一步增大。而 $(\text{中}\alpha + \text{快}\alpha)/\beta$ 则随此过程比值一路下降。

3) 四种疲劳状态下眨眼次数、总闭眼时间、闭眼时间除以眨眼次数的平均一次闭眼时间,对此三个表示眨眼特征的指标分析表明:三个指标随状态不同的差异性均达到显著性水平($p < 0.05$),其中总闭眼时间差异显著性最高, p 为0.0000。随着瞌睡程度的加深,总闭眼时间和平均一次闭眼时间显著延长;而眨眼次数瞌睡状态较正常状态增加,但随着进入入睡状态,眨眼次数大大低于正常状态。

4) 采用了平均一次闭眼时间这个综合指标代表眨眼特征,与差异性显著的脑电波指标数据进行相关系数分析。对于瞌睡状态下的相关系数分析结果:慢 $\alpha\%$ 、慢 α/β 和 $\theta/\text{慢}\alpha$ 这三个指标的相关系数绝对值最大。在入睡后,则 $(\theta + \text{慢}\alpha)/\beta$ 、快 $\alpha\%$ 和慢 α/β 此三个指标与眨眼的相关性最为明显。

5) 综合脑电波和眨眼特征两部分的研究结果,可将慢 α 波作为对疲劳瞌睡状态初期的主要检验波段,慢 α 波功率百分比作为检验瞌睡初期状态的一个指标, θ 波功率百分比则为检验瞌睡深浅程度,尤其是入睡的指标。初步选取 $(\theta + \text{慢}\alpha)/\beta$ 、 θ/β 和慢 α/β 三个指标(p 均为0.0000)作为判断清醒与瞌睡的辅导指标。但具体的判断指标值还需进一步的实验样本补充和分析。

6) 研究驾驶员的一些动作如咳嗽、打哈欠等会引起脑电波波形的急剧变化。眨眼、心跳等自发性生理动作所引发的脑电波变化在医学上已经得到确认和识别,但诱发性动作所引起的脑电波变化目前还无明确定义。本研究作为交叉学科综合性的研究,对基础研究提出了新的研究理论要求,并体现了交叉学科研究的重要性。

6.2 创新点

1) 针对疲劳驾驶导致大量交通事故发生的现状,提出通过测量驾驶员脑电波这个生理指标来判断驾驶员疲劳程度的方法,并首次将脑电波和眨眼特征相结合分析。此研究结果有助于进一步的室外实时驾驶脑电波测量和疲劳瞌睡状态的判定研究。

2) 首次发现慢 α 波是瞌睡初期敏感的波段,而 θ 波则只有在瞌睡达到一定的深度(入睡)才表现明显,在瞌睡初期并不是变化最明显的波段。这更加细化

和确定了判断瞌睡初期与入睡状态的脑电波波段。

3) 五个波段的众多功率指标中,通过统计分析,发现功率比指标 θ/β 、慢 α/β 、 $(\theta+\text{慢}\alpha)/\beta$ 和 $(\theta+\text{慢}\alpha)/(\text{中}\alpha+\text{快}\alpha)$ 对不同疲劳状态的反应最为明显,差异性明显,可作为判断瞌睡状态的功率评价指标。

4) 采用了一次平均闭眼时间这个综合指标代表眨眼特征指标,与差异性显著的脑电波指标数据进行相关系数分析。根据其分析结果,综合脑电波和眨眼特征的研究,可将慢 α 波功率百分比作为检验瞌睡初期状态的一个指标, θ 波功率百分比则为检验瞌睡深浅程度(入睡)的指标。选取 $(\theta+\text{慢}\alpha)/\beta$ 、 θ/β 和慢 α/β 三个指标(p 均为 0.0000)作为判断状态清醒与瞌睡的辅导指标(具体参见)。

6.3 展望及有待进一步解决的问题

1) 受时间和实验条件的限制,实验样本——被试者只要有19人,还需要增加实验样本数。

2) 实验样本的有效性不太高,达到好以上的样本只占到56%,因此进一步提高样本的有效性是以后实验的关键。需要在实验设计,实验环境等方面进行改进,同时测量前被测者进行状态的确认也很重要,这次实验发现被测者测量前的状态对实验的有效性影响很大,是导致无效样本的一个重要原因。

3) 实验环境影响也较大。安静,适宜的温度和湿度有助于疲劳状态的产生。脑电波信号属于无线传送,手机,收音机,电脑等信号干扰较大,测量环境中应尽量排除其影响。

4) 本实验中的脑电波测量仪器Mental & Spiritual Electronics与Mind Sensor II for Windows Version 4.0脑电波分析系统测量的精度和分析功能较初级。为进一步的模拟驾驶实验或者室外实时驾驶实验脑电波测量与分析带来困难。性能较高的脑电波测量系统不仅能提高测量的精度,而且还能使用许多专用的脑电波软件如EEGLAB等进行深入分析。同时还可能结合实验室现有的眼动仪自动获取眨眼次数,闭眼时间等数据,克服原有的人工帧判读耗时较多、误差较大的缺点。

5) 本实验主要是室内实验,跟室外实时驾驶实验可能还有一定的差别。因此,以后有条件应尽量多进行模拟驾驶实验(虚拟的模拟驾驶系统),并结合一定的室外实时驾驶实验,以提高实验结果的有效性和实用性。

6) 本实验结果初步认为慢 α 波对瞌睡初期较为敏感, 初步提出了几个评价疲劳瞌睡状态的脑电波指标。但这些结论还需要更多样本的证明和发展, 并提出具体的评价标准。

致谢

匆匆忙忙中，又是到了不堪离别的时候。时光飞逝，太多的感慨都不能用只言片语来表达，让那些美好的回忆，在我今后的人生中慢慢的沉淀。

这篇论文是在我的导师潘晓东教授悉心指导下完成的。导师严谨的治学态度，实事求是、精益求精、刻意创新、敢于探索的科研风格，关心他人、爱护弟子、诚实待人、乐于助人、甘为人梯的大家风范，以及教我做事和做人的许多细节，都给我极大的教育和熏陶，使我终身受益。师母杨老师对我的关怀，也让我深受感动。在本文完成之际，谨向老师和师母表示衷心的感谢和最美好的祝福！

感谢杨轸老师对我生活上的关心和学习上的帮助，你对本课题的研究提出非常好的建议和方法，同时你渊博的知识令人钦佩，实事求是、踏踏实实的工作作风和研究态度是我以后科研学习的榜样。

感谢方守恩教授、陈雨人副教授、张兰芳老师给予我平时的关心和帮助，你们渊博的学识，豁达的人生态度，都让我受益匪浅。

感谢大师兄郭雪斌在读研期间对我的指导以及实验时的帮助，你始终是我的榜样。感谢杜志刚博士，蒋宏硕士对我论文以及项目上的支持和帮助。感谢就读期间课题组的每位成员，他们是：宋永朝、隋永芹、林涛、詹嘉、吕明、徐晓东、朱杰、王文修、李少帅、赵晓翠、伊轩轩。同时感谢积极参加本实验研究的各位同学，正是你们的参与才能得到本论文的研究结果。愿你们学业、事业有成！

在读研期间，为使我的学业有所长进，还有许多关心、支持和鼓励我的老师、同学、朋友们。在此，对所有提供过指导和帮助的师长和学友们表示深深的谢意！

谢谢爸爸、妈妈，因为有了你们无私的付出和爱，才有了我从贫瘠农村走出来的今天！你们的诚实、勤劳、勇敢、节俭和对生活的不屈给了我一生最大的财富。

感谢我的丈夫习阳，生活如此精彩，只因一路有你。谢谢你在我考研、读研一路上的理解和支持，经过同甘共苦的岁月后，相信我们的明天会更好！

殷艳红

2008年3月

于同济大学嘉定校区

个人简历 在读期间发表的学术论文与研究成果

个人简历:

殷艳红, 女, 1981 年 10 月生于湖南益阳。

2003 年 7 月毕业于长安大学交通运输专业, 获工程学士学位。

2005 年 9 月入同济大学就读道路与铁道工程系硕士研究生。

已发表论文:

- [1] 潘晓东, 殷艳红. 城镇化过程中的公路安全问题及对策[J]. 黑龙江交通科技. 2007. 1.
- [2] 潘晓东, 殷艳红. 基于人机工程学山区公路平曲线安全视距研究[J]. 华东交通大学学报, 2007. 3.
- [3] 殷艳红, 潘晓东等. 道路视觉环境与安全行车的关系[J]. 公路与汽运, 2007. 5.
- [4] 殷艳红, 郭怡桦, 潘晓东. 城市行道树对交通环境的影响分析[J]. 交通标准化, 2007. 8.

基于脑电波与眨眼的驾驶员疲劳模拟实验研究

作者：[殷艳红](#)

学位授予单位：[同济大学交通运输工程学院](#)

被引用次数：3次

本文读者也读过(1条)

1. [林涛](#) [山区公路曲线段车辆加速度及轨迹研究](#)[学位论文]2008

引证文献(3条)

1. [潘晓东](#), [李君羨](#), [徐小冬](#) [基于眼部行为的驾驶疲劳评价指标的阈值](#)[期刊论文]-[同济大学学报（自然科学版）](#) 2011 (12)
2. [潘晓东](#), [李君羨](#) [基于眼部行为的驾驶疲劳监测方法](#)[期刊论文]-[同济大学学报（自然科学版）](#) 2011 (2)
3. [李君羨](#), [潘晓东](#) [基于脑电分析的连续驾驶疲劳高发时间判断](#)[期刊论文]-[交通科学与工程](#) 2012 (4)

本文链接：http://d.g.wanfangdata.com.cn/Thesis_Y1811442.aspx