

河北工业大学

硕士学位论文

用于脑-机接口的脑电信号特征提取及分类的研究

姓名：贾希

申请学位级别：硕士

专业：通信与信息系统

指导教师：贾志成;高振斌

20070101

用于脑-机接口的脑电信号特征提取及分类的研究

摘 要

近十几年来,脑-机接口(Brain-Computer Interface)技术的研究在国际上引起了广泛的兴趣并获得了快速的发展。它可以为神经肌肉损伤患者提供一种不依赖正常的外围神经和肌肉输出通道的新的通讯工具,也可以为正常人提供辅助控制通道或在特殊环境下的控制通道,因此具有巨大的社会价值和应用前景。信号分析与处理环节是实现BCI系统、提高系统可靠性与性能的关键,也是本文研究的主要内容。

本文首先介绍了脑电信号的有关概念和特性等,并对脑电信号的处理技术的研究进展进行了综述。然后重点讨论了脑电信号的特征提取和分类的方法。主要对以下几个问题做了研究和讨论:(1) 通过小波变换方法对左右手运动想象脑电信号进行降噪。在对各种小波阈值降噪方法(固定阈值形式‘Sqrtwolog’及硬阈值法;使用 Birge-Massart 惩罚函数的阈值形式及软阈值法;使用分层阈值及改进的阈值法)的讨论比较之后,给出一种改进方案。然后对不同降噪方法处理后的脑电信号用概率神经网络进行分类。实验证明该降噪方案的降噪效果优于其它方法。(2) 研究了左右手想象运动任务的 60 导诱发脑电信号在不同时段的幅值变化规律,对将脑部热区移动轨迹作为运动想象脑电信号特征的可行性作了探讨。同时,设想了一种新方法——质心法在不同想象运动任务的脑电信号图中的应用,证明了不同时间段的脑电图存在不同的质心,进一步验证了进行不同的想象思维任务的时候,热区会随着不同时间发生移动的规律,并可作为辅助分类方法。(3) 研究了脑电诱发电位提取的基本方法,并利用小波多尺度分解与重建方法对诱发电位进行了提取,实验中对诱发电位进行叠加平均处理,在一定程度上提高了信噪比,实验分类效果更好。然后,利用脑电图分析实验的结果,选取热区内的左中央、右中央、左顶、右顶四个导联的信号进行了特征提取与分类实验,利用小波变换和神经网络对所选的特征进行了测试。将各层的小波系数作为分类参数,证明了选取四导联脑电信号比二导联脑电信号的处理效果更好。说明在可接受的处理复杂度内可适当地增加导联信号的选取。

关键词: 脑电信号, 脑-机接口, 小波变换, 特征提取与分类, 神经网络, 质心法

RESEARCH ON THE EXTRACTION AND CLASSIFICATION OF EEG IN BRAIN-COMPUTER NTERFACE

ABSTRACT

Over the past decade, there has been great interest and a rapid development in the research of brain-computer interface technology. BCI can provide a new communication option that does not depend on peripheral nerves and muscles for those with neuromuscular impairments, and might also give those without disabilities a supplementary control channel or a control channel useful in special circumstances. Signal analysis and processing is a key issue for implementation of a BCI system as well as improving its reliability and performance, and which is the main contents in the paper.

First, a summary of the relating concepts of EEG and its statistics nature was given in chapter 2, which are the fundamentals for farther discussion. Then, the extraction and classification methods discussed at emphasis. The main research work of this paper focuses on the application of wavelet transform technique in EEG analysis, which could be summarized as the following three aspects. (a) In chapter 3 a novel threshold is proposed for wavelet threshold de-noising method. First, hard threshold, soft threshold and the proposed threshold are used for de-noising and decomposing of the EEG data. And then the wavelet coefficient is used as extracted feature set and is fed to a probabilistic neural network classifier to organize the EEG signals into different activities. It is shown that the novel threshold is better than the last two for EEG signal de-noising based on wavelet transform. (b) Through research the 60 channels EP amplitude variation rule in different times of left-right hand imagine movement tasks, the feasibility of using the brain hot space remove track as the feature of the imagine movement EEG is discussed. At the same time, a new method--barycentric method is given in the paper. It proves that there are different centroids in different electroencephalogram, and this method can be used in assistant classification. (c) The basic method is given in chapter 4, and the superposed mean value algorithm is used in EP preprocessing, which can improve the signal-to- noise ratio (SNR) to the extent, and improve the classified result. Then, based on the result of the

encephalogram analysis experiment, the 4 channels EEG are accessed to the extraction and classification, which are C3,C4,P3,P4, and wavelet transform and probabilistic neural network are used for testing. It can be approved that processing on 4 channels EEG is better than 2 channels EEG. So increasing the channels accessing in appropriate processing order of complexity is acceptable.

KEY WORDS: EEG, BCI, wavelet transformation, the extraction and classification, neural network, barycentric method

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：贾希

日期：2006年12月

关于学位论文版权使用授权的说明

本人完全了解河北工业大学关于收集、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。

（保密的学位论文在解密后适用本授权说明）

学位论文作者签名：贾希

日期：2006年12月

导师签名：贾志战

日期：2006.12

第一章 绪论

§1-1 脑-机接口系统的定义及其研究意义

1-1-1 脑-机接口系统的定义和用途

大脑是人类思维活动的中枢，是接受外界信号、产生感觉、形成意识、进行逻辑思维、发出指令、产生行为的指挥部。脑电活动与脑区域、脑状态有着密切的关系，是了解人脑信息处理过程的一种极为重要的形式。脑电信号作为一种典型的生物电信号，由放置在头皮的电极获得并记录，其中包含了大量的脑内神经元活动信息。脑电信号EEG的研究是了解脑活动机制、人的认知过程和诊断脑疾患的重要手段，也是实现人与外界通讯的新的途经。这在临床医学和认知科学领域都具有极其重要的意义^[1]。

脑-机接口是在人脑与计算机或其它电子设备之间建立的直接的交流和控制通道，通过这种通道，人就可以直接通过脑来表达想法或操纵设备，而不需要语言或动作，这可以有效增强身体严重残疾的患者与外界交流或控制外部环境的能力，以提高患者的生活质量，实现人与计算机之间或人与外部环境之间的通信^[2,3]。

作为一种多学科交叉的新兴通信技术，目前，BCI的研究大多处于理论和实验室阶段，离实际应用还有一定的差距。但从其性能来看，BCI系统及其技术将在涉及人脑的各个领域发挥重要的作用，尤其是对于活动能力严重缺失患者的能力恢复和功能训练具有重要意义。目前，对BCI应用的研究主要集中在以下几个方面^[1]：

(1) 交流功能 这类研究的目的是提高语言功能丧失患者与外界的交流能力。一个典型的例子是Niels Birbaumer等人研究的思想转换装置(TTD)。该装置由训练和拼写两部分组成，在训练阶段，通过视听反馈和慢波脑电位(SCP)的正向增强完成SCP的自动调整，在拼写阶段，训练者用SCP对字母或单词进行选择，对不能进行字母或单次选择的患者，可以让他们进行“是”或“否”的选择，以实现其与外部环境的交流。

(2) 环境控制 目前，对BCI环境控制的研究主要是基于虚拟现实技术。虚拟现实具有相对安全和目标可移动的特点，它能为训练和调整神经系统活动提供一个安全可靠的环境。受试者大脑发出操作命令，这种命令不是由肌肉和外围神经传出并执行，而是由BCI系统经过检测、分析和识别相应的脑电信号，确定要进行的操作，然后由输出装备对目标进行控制。

(3) 运动功能恢复 由BCI系统完成脑电信号的检测和分类识别过程，然后把命令输出给神经假体，完成已经失去功能的外围神经应有的功能，或者把命令信号输出给轮椅上的命令接受系统，完成运动、行走等功能，使四肢完全丧失功能的患者能够在无人照看的情况下自己进行一些简单的活动，或进行功能性的辅助训练。

(4) 在其他领域的应用 从理论上讲，只要有神经电参与的通信系统，都可以应用BCI技术，如适用于残疾人的无人驾驶汽车，就是把操作过程中脑电信号的一系列变化，由BCI系统实时的转换成操作

命令, 实现无人直接驾驶的目的。R C Wu和S F Liang等人描述了一种基于事件相关电位(ERP)的BCI技术在智能交通中的应用, 该系统可以模拟驾驶员对不同交通信号或标志的反应程度, 从而为交通信号与交通标志的设置提供更加科学的依据^[10]。BCI的初步应用表明, 一方面, BCI可以作为辅助治疗方案用于残疾人, 特别是运动功能或语言功能丧失但大脑功能保持完好的患者的运动或语言功能的恢复治疗, 以提高患者的生活质量; 另一方面, 在危险环境中或对人有害的环境中(如粉尘污染严重的车间内), 可以用这种系统代替人的肢体完成某些操作。当然, 要实现这种应用还需要进行大量的研究工作。

1-1-2 脑-机接口系统的基本工作原理和组成

神经科学的研究表明, 在大脑产生动作意识之后和动作执行之前, 或者受试主体受到外界刺激之后, 其神经系统的电活动会发生相应的改变。神经电活动的这种变化可以通过一定的手段检测出来, 并作为动作即将发生的特征信号。通过对这些特征信号进行分类识别, 分辨出引发脑电变化的动作意图, 再用计算机语言进行编程, 把人的思维活动转变成命令信号驱动外部设备, 实现在没有肌肉和外围神经直接参与的情况下, 人脑对外部环境的控制。这就是BCI的基本工作原理^[3]。

基于各种不同的需求, 人们已经设计出多种可以在实验室中进行演示的基于脑电的BCI原型系统。原理上, BCI系统一般由输入、输出和信号处理及转换等功能环节组成^[12]。

输入环节的功能是产生、检测包含有某种特性的脑电活动特征信号, 以及对这种特征用参数加以描述。信号处理的作用是对源信号进行处理分析, 把连续的模拟信号转换成用某些特征参数(如幅值、自回归模型的系数等)表示的数字信号, 以便于计算机的读取和处理, 并对这些特征信号进行识别分类, 确定其对应的意念活动。信号转换是根据信号分析、分类之后得到的特征信号产生驱动或操作命令, 对输出装置进行操作, 或直接输出表示患者意图的字母或单词, 达到与外界交流的目的。作为连接输入和输出的中间环节, 信号分析与转换是BCI系统的重要组成部分^[13]。在训练强度不变的情况下, 改进信号分析与转换的算法, 可以提高分类的准确性, 以优化BCI系统的控制性能。BCI系统的输出装置包括指针运动、字符选择、神经假体的运动以及对其他设备的控制等。作为连接输入和输出的中间环节, 信号分析与转换是BCI系统的重要组成部分^[1]。BCI系统的基本构成如图1.1所示。

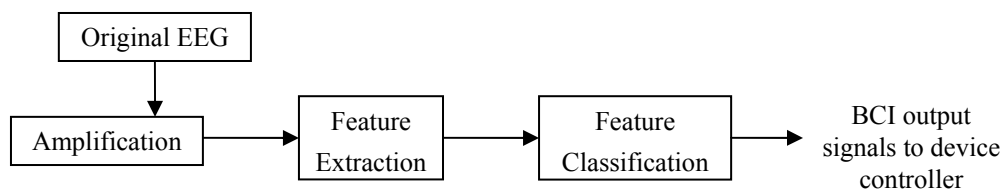


图1.1 BCI系统的基本构成

Fig.1.1 Basic constitution of BCI system

作为一种实时通信系统, BCI系统的设计还应考虑其它相关问题, 如开/关控制、反应时间、速度和精度以及与之相关的信息传输率、训练方式、训练人数、应用场合等^[5]。

§1-2 脑-机接口研究现状及存在的问题

BCI技术信号处理的目的是, 就是将反映使用者大脑活动的脑电输入信号转换为控制外界装置的输出

信号。值得提出的是,由于脑电系统的非线性、时变、非平衡性,目前还不能直接通过脑电信号读取人正在进行的各种思维活动。实际上,基于脑电的BCI技术并非试图解释自发EEG,而是通过训练方法使人产生容易解释的脑电信号,BCI系统识别出这种脑电后,就可以作出不同的选择或发出不同的指令来控制外界装置。使用者能否成功地操作BCI系统取决于以下两个方面的因素:一方面是使用者能否控制信号的特征量;另一方面是BCI系统能否正确地从中分析出使用者的意图^[14]。

1-2-1 BCI的发展状况

BCI的研究只有大约20年的历史,对于这种新型通讯技术的研究,目前仍处于理论和实验室研究阶段。1999年和2002年两次BCI国际会议的召开,为BCI的发展带来了机遇并引起了多学科科技工作者的研究兴趣。BCI技术的最初研究局限于给身体严重残疾的患者提供一种有效的与外界交流的机制,随着技术的逐步成熟和应用需求的提高出现了应用于拼写、控制指针运动和控制神经假体的各种脑-机接口系统,各种信号处理技术也得到了迅速发展^[1]。下面是国际上较有影响的一些研究工作:

(1)Wadsworth中心的研究工作 Wadsworth中心一直研究如何用从运动感觉皮层测得的EEG信号控制指针的一维或二维运动。在如何提高运动的速度和精度上,提出了以下三个方面的改进措施:改进信号的特征选择和信号的转化方法;结合其他信号特征,优化人和接口之间的调整配合。另外,为了便于比较和评估,他们研制了一种BCI-2000通用BCI系统。该中心与其他研究机构合作,开发了BCI的简单应用,并对其应用性能进行了测试研究^[15]。

(2)NSF(Neil Squire Foundation)的发展状况 NSF是加拿大的一个非赢利性组织,该组织从事BCI研究的目的是,让由于身体残疾而无法与外界交流的患者重新获得与外界交流的能力,其最终目标是设计一种先进的通讯设备,使患有严重残疾的人获得一个有效的、方便的控制计算机或神经假体等外部设备的能力。NSF的工作开始于十年前,主要研究了鲁棒统计信号处理方法,从一维EEG信号中估计自发EEG,以单次检测的运动相关电位作为检测信号和估计信号之间的差别。近年来,NSF的工作转到了低频异步开关的设计,以减少信号处理过程中的延迟和提高分类精度,使用的驱动信号是具有自调整功能的运动想象活动产生的神经电信号^[16]。

(3)GSU(乔治亚州大学)脑实验室的研究 该实验室致力于BCI在现实环境中的应用,探索把通过训练获取的BCI技术转化为控制现实环境的方法。目前研究的课题有:用户接口控制参数、主体的训练和生物反馈、创造性表达及应用、辅助交流和环境控制等^[17]。

(4)Graz-BCI技术的发展状况 G Pfurtscheller等人进行了一系列基于ERD的BCI系统的研究,并实现了Graz I 和Graz II 两个有代表性的BCI系统。Graze-BCI技术在BCI的发展中具有非常重要的地位,其神经生理学基础是肢体的实际运动和想象运动能够在大脑皮层的相同部位产生电位的变化。他们早期的工作主要集中在参数估计方法和对各种分类器的测试研究,目前研究的重点是时域内两种不同的想象运动的分类问题^[18]。

(5)高上凯课题组的研究 清华大学高上凯教授的项目组在脑-机接口研究中深入分析了稳态视觉诱发电位的特征和提取方法,将脑电信号的不同成分(如P300、皮层慢电位、 μ 节律等)作为脑-机接口的原始信号,设计了一种具有高传输速率的基于稳态视觉诱发电位的脑-机接口系统。该系统在识别的正确率和信号传输速度方面取得了重大突破,信号传输的速度达到了68bits/min,平均准确率达到了87.5%。

1-2-2 有待解决的问题

由于对BCI的研究起步较晚,技术本身比较复杂,涉及的内容和相关的领域又比较多,因此,无论是BCI技术本身,还是对它的应用研究,目前都还处于探索阶段。要使BCI技术走出实验室应用于实践,还有许多问题有待解决^[1,3]。

(1)信号处理和信息转换速度有待进一步提高 目前,BCI的最大信息转换速度可以达到68bits/min,但这与实时控制的要求相差甚远。改进信息处理方法,从原始信号中提取所需特征的精确信号,在BCI技术中占有相当重要的地位。源信号提取精度的提高,有利于信号的分类处理和BCI系统速度与精度的提高。信号转换速度的提高是改进信号处理方法、信号转换算法、患者训练方法等因素的综合结果,依赖于神经学、检测技术、计算机技术、计算方法等多种学科的共同研究成果^[19]。

(2)准确度有待进一步提高 目前处于实验室研究阶段的BCI系统的判断正确率虽然优于随意猜测的正确率,但离实际应用的需要还有距离,BCI的特征信号提取和分类技术还不能达到完全正确地反映患者思维活动的要求。准确度是各种因素综合影响的结果,对受试者的训练程度、信号的分析处理方法、分类识别结果的准确性等因素,都将对输出的准确性产生影响;受试者个人的偶然因素,如情绪、疲劳状态、注意力集中程度、不同个体对各种刺激反应的差异等也影响着BCI系统的准确性。另一方面,信号处理和信息转换速度的提高与准确度的提高是矛盾的,实际应用只能是两者的折衷处理^[20]。

(3)脑电检测技术与实用性的要求还有差距 在脑电检测方面,究竟需要什么样的信号,相应地应该采取什么样的检测手段和处理方法,目前还没有定论。目前的脑电检测技术,无论是内置式电极还是非内置式电极或电极帽,仅适合于实验室研究应用,而且需要别人帮助才能完成,而实际的BCI应用系统需要在无人帮助的情况下,使患者能够独立控制外部环境,实现功能缺失患者与外界的交流。要使BCI技术走出实验室,真正的满足功能缺失患者的需要,在脑电检测技术方面还要进行大量的研究工作。

(4)应用领域的开发 目前BCI技术的研究仍处于理论和实验室阶段,还没有大规模的应用于实践。随着BCI技术的不断发展和完善,需要开发新的应用领域,研究如何把各项技术和不同的应用领域相互结合,开发实用的、综合的BCI应用系统,将是BCI技术发展的一个必然趋势。

总之,作为一种新兴的、复杂的、涉及多学科的通信技术,BCI的发展还很不完善,存在的问题还很多,有待于科技工作者们下大气力研究解决。BCI技术将为仿生学的应用开辟广阔的研究领域,无论在理论上还是在实际应用中都具有极为重要的意义^[21]。

§1-3 本论文的主要工作

1-3-1 本文研究的主要内容

本文根据诱发电位和背景噪声的时-频特性,利用小波变换的多分辨率分解特性对视觉诱发电位(Visual Evoked Potentials,VEP)数据样本进行了两个方面的处理工作:一是基于叠加平均、中值滤波及小波变换对原始VEP信号进行了降噪预处理,其中主要研究了小波阈值降噪方法,对不同阈值函数进行了比较,提出了一种新的阈值函数;二是对60导的左右手运动想象诱发电信号的脑电图进行分时、分段分析,得到不同时段内不同任务的脑电图热区不同,并且会随时间发生移动,并根据这一结论,选

取合适的导联对左右手运动想象诱发脑电信号进行特征提取及分类处理,其中特征处理利用小波变换方法,对预处理过的 VEP 信号做小波变换,然后对每层的小波系数求和作为特征参数,最后用概率神经网络做分类处理。实验结果表明新阈值的小波降噪方法能够达到很好的预处理效果,对后续的特征提取和准确的分类起了很好的基础作用;人脑在进行不同的想象思维任务的时候,会在不同的脑区域产生热区,并且该热区会发生移动;将脑电信号的各层小波系数作为特征进行分类是可行的;在可接受的处理复杂度内可适当地增加导联信号的选取,对特征提取与分类的结果很有效。

本文在 MATLAB 语言环境中实现了原始脑电信号的降噪预处理,脑电图分析及脑电信号的小波变换特征提取和神经网络分类操作。

1-3-2 各章安排

第一章 介绍脑-机接口的定义、用途、原理和组成,并对国内外 BCI 发展现状进行总结,介绍本文的研究任务。

第二章 介绍了脑电信号的组成、节律和信号获取的有关知识,其中着重分析了自发脑电和诱发脑电及其关系。另外,还介绍了脑电信号处理的几种方法,并对小波变换的理论及其在脑电信号处理中的应用情况做了简要介绍,为下面展开脑电信号的小波分析作了准备。

第三章 通过对信号和噪声特征的研究,选择小波变换方法对左右手运动想象脑电信号做降噪、特征提取和分类处理。在对各种小波阈值降噪方法的讨论比较之后,给出一种改进方案。然后对不同降噪方法处理后的脑电信号用概率神经网络进行分类。最后对分类效果进行分析比较,证明了小波变换的分层阈值及改进的阈值法对脑电信号的降噪效果优于其它方法。

第四章 探讨了人脑在进行不同的想象运动任务的时候,会在不同的脑区域产生热区,并且热区会发生移动的规律,通过其后的脑电图分析实验证明了这一想法,通过检验想象运动脑电信号的脑热区移动方法对不同任务进行分类;对一种设想的新方法(质心法)在脑电信号分类中的应用做了简单验证,说明该方法可已作为一种分类的辅助方法;利用这上面的结果对运动想象脑电信号用小波分析方法做特征提取,并用神经网络方法进行分类,证明了将脑电信号的各层小波系数作为特征的分类方法的可行性,同时证明选取四导联脑电信号比二导联脑电信号的处理效果更好,说明在可接受的处理复杂度内可适当地增加导联信号的选取。

第五章 全文总结和前瞻。

第二章 脑电信号特征问题的研究

脑电是大脑神经元突触后电位的综合,脑电图(EEG)是通过电极记录下来的脑细胞群的自发性、节律性电活动。研究脑电的历史可以追溯到18世纪末期。在脑电图发现以前,要知道中枢神经的机能状态只有观察末梢神经对刺激的反应。1791年, L.Galvani发现当肌肉收缩时将有电流产生,认识到脑在活动也可能同样有变化。1875年,英国的R.Gaton成功地在动物脑记录出电活动,而首次发现并精确地描述了人脑电活动的是Hans Berger,他在1924年开始研究人脑的电活动,1929年发表“关于人脑电图”论文。此后,如何从脑电信号中提取可靠的参数来反映大脑的功能状态一直是人们希望解决的课题^[2]。

§2-1 脑电信号的组成

脑电信号由直流电、慢电位、自发电位和诱发电位组成。直流电是大脑不同部位之间存在着恒定电位差;大脑慢电位表示的是慢电变化;自发电位指大脑皮层神经元持续的、节律性的、较缓慢的电位变化,此种脑电活动即脑电波;诱发电位指外部刺激或感觉通路刺激在大脑皮层上引起的电位变化,包括事件相关电位^[4,6,9]。

由于微伏级的EEG很可能被大脑外部的电位(如眼电、肌电等)干扰,而且即使EEG不存在信噪比问题,解码其内在的神经活动也非常复杂,所以能用于BCI系统的控制信号非常少,按其获取的方式可分为头皮记录的非侵入式(Non-invasive)脑电信号和从大脑皮层或一小群神经元中记录的侵入式(Invasive)脑电信号两类。目前BCI系统所采用的控制信号主要是通过训练人在特定的环境中对某种刺激产生某种特定的响应,而且这些响应也能够从自发的EEG活动中分离出来,诱发电位就是其中最常见的一种^[7]。

由于本文将视觉诱发电位作为BCI系统的控制信号,所要分析和提出的是诱发响应,自发的EEG信号就被认为是噪声信号。所以本节着重介绍自发脑电和诱发电位的时频特性,以及它们在BCI系统中的应用。

2-1-1 自发脑电(EEG)

自发EEG是指大脑在没有受到特定的外界刺激条件下神经细胞自发地产生持续的有节律性的电位变化。EEG可以用导电性很好的电极(电阻抗 $<5000\ \Omega$)在头皮不同位置记录获得,头皮记录电极的放置通常采用国际通用的10-20系统标准,也可以通过外科手术将电极置入到大脑内部获得颅内EEG。头皮记录存在一个严重的问题就是干扰,例如头部运动、眨眼、肌肉活动、心电图会引起EEG的波形发生变化,而且EEG的幅值很小(通常在 $10\sim 200\ \mu\text{V}$ 之间),这样使得EEG信号的分析 and 处理非常困难。颅内记录可以较好地解决上述问题,而且还可以避免靠近头皮的神经结构引起EEG波形的变化,但是颅内记录需要进行外科手术,对人体有一定的创伤^[5,8]。

我们主要从频率和幅值两个方面讨论自发EEG背景噪声的时频特性。

(一) 自发EEG的时频特性

脑电信号是一种重要的生理电信号，它是以频率特性为重要特征，振幅、位相、频率连续变化的非周期性输出信号，一般在0.5~30Hz范围内，通常可以分为：

(1) δ 波：频率在0.5~3.5Hz，振幅约0~200 μ V。成人在清醒状态下一般没有 δ 波，它只在睡眠时出现，在深度麻醉、缺氧或大脑有器质性病变时也可以出现。

(2) θ 波：频率在4~7Hz，振幅约100~150 μ V。 θ 波是正常儿童脑电图中主要成分，成人脑电图中出现 θ 波表示为不正常波。 θ 波出现与精神状态有关，在意愿受到挫折或抑郁时易出现，并可持续 20~60 秒之久，精神愉快时就消失。

(3) α 波：包括 α_1 (8~10Hz)和 α_2 (10~13Hz)两个频段，振幅约20~100 μ V，大于150 μ V则为病理现象。在枕叶及顶叶后部记录到的 α 波最为显著。 α 波在清醒、安静、闭目时出现，波幅是由小变大又由大变小的梭状模式。 α 波与视觉活动有关，在睁眼，思考问题或受到刺激时， α 波消失，这一现象称为 α 波的阻断。当受试者重新安静闭目时， α 波又再次出现。 α 波是正常人脑电波的基本节律，临床表明，80%正常人的脑电图以 α 波为主。

(4) β 波：包括 β_1 (13~20Hz)和 β_2 (20~30Hz)两个频段。振幅约为5~20 μ V。安静闭目时主要在额叶出现。如果受试者睁眼视物或听到突然的声响或进行思考时，皮层的其它部位也出现 β 波。有时 β 波与 α 波同时在一个部位出现，而 β 波重叠在 α 波上面。 β 波与精神紧张及情绪激动有关，它们在期望和紧张状态下加强，所以 β 波的出现一般代表大脑皮层兴奋。

(5) γ 波： γ 节律为30~60Hz频率范围内的脑电活动，波幅较低，在额区和前中央区最为明显。

(二) 自发脑电在BCI系统中的应用

早期BCI研究主要采用自发的EEG作为控制信号。研究表明受试对象产生自发EEG的能力可通过生物反馈或操作等训练得到加强，根据反馈调节自发EEG，受试对象可通过训练学会用脑电控制设备。典型的例子是Dewan早在1967年，用生物反馈训练受试者自主控制枕部的 α 节律来传输Morse码信息，通过眼球运动可以增大 α 波或阻断 α 波，持续时间长的 α 波表示“—”，持续时间短的 α 波表示“·”，用这种办法发送一个字母的Morse码需要35~50秒。纽约Wadsworth中心的Wolpaw等人训练受试者学会控制8~12Hz的 μ 节律幅度来控制光标运动。通过在线频谱分析获取 μ 节律幅度来驱动位于屏幕中心的光标向屏幕下方或上方的目标移动， μ 节律的幅度高则光标上移，幅度低则光标下移。他们后来还研究通过调控 μ 节律或 β 节律来选择YES和NO，简单回答问题。

自发的EEG信号应用于BCI系统的缺点是需要外部刺激和长时间的训练，而且实验中还要尽可能考虑和控制一些人为因素，例如人分心和遭遇挫折等。

2-1-2 诱发电位(EP)

诱发电位是人体感觉器官在受到某种特定刺激(如声、光或者期望等)后外周神经系统和中枢神经系统在信息传递过程中产生的微弱电位变化。临床上最常见的诱发电位有三种：听觉诱发电位(Auditory Evoked Potentials)；视觉诱发电位(Visual Evoked Potentials)；体感诱发电位(Somatosensory Evoked Potentials)。如果实验过程中刺激的间隔时间比单次EP响应的时间长(新的刺激是在前一次EP响应结束之后)，这样记录得到的EP称作是瞬态诱发电位(Transient Evoked Potentials)。如果刺激的时间间隔比单次

EP响应的时间短(前一次EP响应尚未结束新的刺激又发生了), 这样记录得到的EP被称为稳态诱发电位(Steady-state Evoke Potentials)。临床上可利用诱发电位评价感觉或运动神经不同部位间传导通路的完整性^[5,10]。

事件相关电位(ERP)是一种特殊的诱发电位, 它与EP的区别主要在于ERP是在受试者主动参与的情况下获得的诱发电位。ERP通常与任务存在锁时关系, 在相同的条件下, 可重复出现, 而且波形比较稳定。

(一) 诱发电位的时频特性

从时间的先后分布来看, 诱发电位, 可以由以下三个部分组成: 早波(Early Wave), 中潜伏期波(Mid-Latency Wave)和后波(Late Wave)。早波由7个小波组成, 它们发生在刺激后10ms之内, 频率范围为100~3000Hz, 幅度小于1 μ V。中潜伏期波通常被认为是代表最初的皮层活动, 频率范围为30~150Hz, 幅度为1~10 μ V。后波是指在刺激出现100ms之后出现的波形, 它代表皮层的有关神经电活动。它的频率范围为1~30Hz, 幅度为5~100 μ V。视觉诱发电位基本上落在后波范围之内, 主要由P100, N200, P300成分组成^[11]。

P100, N200分别是刺激出现后诱发电位中大约在100ms之后出现的正的波峰和200ms之后出现的负的波谷, 它们在目标刺激和非目标刺激中都会出现, 被认为与感觉功能相关。

P300是一种事件相关电位(ERP), 只在与任务相关的目标刺激才出现, 其峰值大约出现在事件发生300ms后。研究表明相关事件发生的概率越小, 所引起的P300越显著。由于P300与任务有关而且具有较长的潜伏期, 一般认为它与认知过程有关, 如信号匹配、决定、注意、记忆等。目前P300波形已成为心理学、临床精神病学以及BCI研究中广泛应用的指标。

由此可见, 诱发电位的大部分能量都集中在小于30Hz的频带范围内, 而且各波形与刺激时间具有一定的锁时关系, 这是诱发电位的一个重要的特性。

(二) 诱发电位在BCI系统中的应用

只要提供合适的刺激, BCI系统就能利用刺激产生的诱发电位来作为控制信号, 目前诱发电位已经在BCI系统中得到广泛的应用。例如, Wright-Patterson空军基地的McMillan和Calhoun研究了一个利用自主控制稳态视觉诱发电位(Steady-state Visual Evoke Potentials, SSVEP)方法来控制飞行模拟器的BCI系统。他们用一个13.25Hz正弦调制的光刺激引发SSVEP。事先假定SSVEP的幅度高于某阈值时, 飞行模拟器向右转; 低于另一个阈值时, 飞行模拟器向左转。使用者可以通过学习控制自己的SSVEP的幅度来控制飞行模拟器的动作。在我国清华大学的程明、高上凯设计了基于SSVEP的光标控制系统, 屏幕上代表不同方向的4个方块以不同频率(6-9Hz)闪烁, 用FFT在线处理SSVEP可以判别出受试者眼睛注视的方块, 从而控制光标移动^[12,13]。

1988年, Illinois大学Farewella和Donchin等人利用P300波形设计了一个虚拟打字机。字符以6×6矩阵方式排列在计算机屏幕上, 矩阵中的行或列以随机顺序闪烁。闪烁的行或列如果是操作者想输入的字符就会引起P300。求出引起P300最大的行和列, 那么行和列交叉点上的字符就是要输入的字符。系统的平均通讯速度为2.3字符/分钟。2000年, 他们对上述打字机进行改进, 在Windows 95下设计了新虚拟打字机, 当准确率为80%时, 平均通讯速度提高到7.8字符/分钟。

利用诱发电位作为BCI系统控制信号的优点在于使用该系统不需要太长的训练时间,而且几乎能为所有的使用者提供离散的控制。但是由于诱发电位和事件相关电位(Event Related Potentials, ERP)的幅值很低,在自发EEG信号的强背景噪声下很难检测到,而且通讯的速度很慢。

2-1-3 自发脑电和诱发脑电的关系

传统的观点将ERP看作是加在EEG上的噪声信号,但是Bsaar认为ERP可能是由刺激在自发EEG上产生的共振现象。他认为,在自发EEG中,一些节律在同一时间以非同步的方式出现,当给予刺激时,其中一些频率可能会因为共振现象而得到增强^[5,9]。而且,他还认为这些被增强的节律与大脑的信息传递有关,它们具有不同的“功能”和“意义”。目前较多的研究支持Bsaar的观点。

通常EP/ERP与自发EEG被同时记录到,由于EP/ERP的幅值较低,它们通常淹没于自发EEG背景中,而且它们的频带重叠,因此很难从自发EEG背景中将EP/ERP分离出来。我们无论采用何种信号处理方法来提取EP/ERP,都必须清楚地了解信号和噪声的时频特性。

§2-2 脑电信号的获取

2-2-1 脑电信号的采集

下面是几种脑电信号的采集方法和标准。图2.1是单极测量和双极测量示意图;图2.2是分别从左侧、从中心及美国脑电图仪协会标准10%电极位置和符号;图2.3是采用16导联单极测量,电极安放按国际标准导联10/20系统放置(省去3个中线电极),参考电极为耳垂。表2.1所示为16导采样电极的位置与标准代码。图2.4为一正常受试者16导脑电信号波形图^[6,15]。

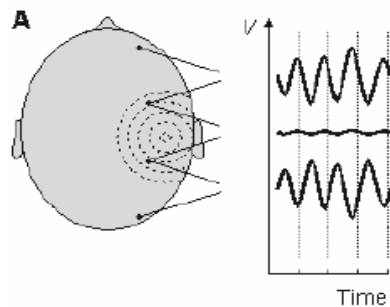


图 2.1.1 单极测量

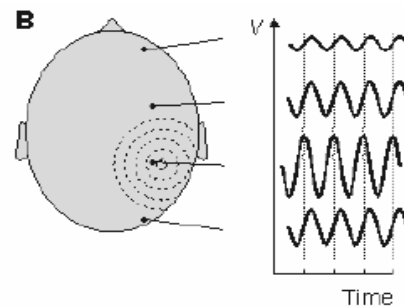


图 2.1.2 双极测量

图 2.1 单极测量和双极测量示意图

Fig.2.1 Bipolar and unipole measurements

表 2.1 16 导采样电极的位置与标准代码

Table.2.1 Position and standard code of 16 channels sample eletrodes

导联	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16
位置	左前额	右前额	左额	右额	左中央	右中央	左顶	右顶	左枕	右枕	左前颞	右前颞	左中颞	右中颞	左后颞	右后颞
符号	FP1	FP2	F3	F4	C3	C4	P3	P4	O1	O2	F7	F8	T3	T4	T5	T6

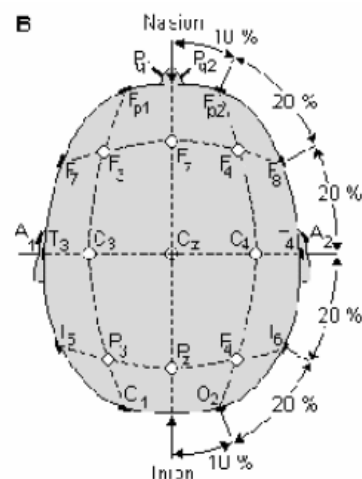
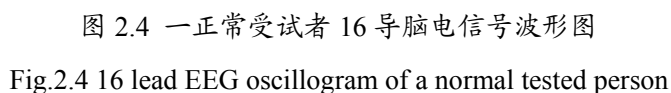


图 2.3 采用 16 导联单极测量

Fig.2.3 Using 16 lead unipolar measure

A=Ear lobe, C=central, F=frontal, P=parietal, asopharyngeal, Fp=frontal polar, O=occipital.



2-2-2 BCI信号的产生

根据要获取的信号的特征和性质,必须采取相应的产生特征信号的方法。信号产生方式包括利用视觉诱发电位、利用事件相关电位、模拟虚拟环境以及自主控制脑电等多种形式^[3,7,14]。

(1) 利用视觉诱发电位(Visual Evoked Potential,VEP) 在显示装置上显示多个选项,使用者注视希望选择的一项,通过对显示方式进行处理,可以使人在注视不同选项时产生不同的脑电信号。通过不断的完善,这种方法有望应用于临床,Sutter在1992年实现了名为脑反应界面的实时BCI系统。显示器上8×8的符号矩阵按照一种伪随机二进制序列进行红/绿色交替,使用者注视想要选择的符号,将测得的脑电信号与事先记录的模板比较,就可以确定使用者注视的目标。使用者可利用该系统操作字处理软件。

(2) 利用P300诱发电位 P300电位是事件相关电位(Event Related Potential,ERP)的一种,其峰值大约出现在相关事件发生后的300ms。理论研究表明,相关事件出现的概率越小,所引起的P300电位越显著,把各备选目标用矩阵中的元素表示,让这些元素以不同的频率闪烁,刺激人的视觉,产生相应的P300电位。1988年,Illinois大学的Farwell和Donchin利用P300电位设计了一种虚拟打字机。一个6×6字符矩阵按行或按列闪烁,顺序是随机的,则“包含使用者想要输入字符的行或列发生闪烁”就成为相关事件。求出引起P300幅度最大的行和列,则该行与该列交点上的字符就是要打印的字符,矩阵越大产生的P300电位越强。但这种信号诱发方法,极易使患者产生疲劳,影响检测结果。

(3) 利用事件相关去同步方法 事件相关去同步(EventRelated Desynchronization, ERD)也是事件相关电位ERP的一种。Pfurtscheller等人进行了一系列基于ERD的BCI系统的研究,并实现了Graz I 和Graz II两个有代表性的BCI系统。在Graz I 中,受试者面对显示器,显示器上的左侧或右侧显示一个目标,受试者根据目标的位置准备用左手食指或右手食指去按一个开关。用于分类的脑电信号取自显示器上出现目标之后,出现光标之前,也就是受试者准备动作的阶段。信号预处理方法采用功率谱估计,分类法采用LVQ算法,从而预测出是左手还是右手将要运动。十字形光标根据预测结果向左或向右移动,将预测结果反馈给受试者。经过5~7次训练后,正确率为67%~86%。在Graz II 中,受试者只是想象做动作,真正的动作并没有发生,其分类正确率也超过了70%。

(4) 模拟虚拟环境 这种方法是让受试者想象进行模拟家电控制的各种操作,诱发产生能够作为特征信号的P300电位。实验结果表明,受试者在面对虚拟现实时产生的特征信号与观察显示器上显示的内容时产生的特征信号相比,效果相差无几,但前者对受试者的要求宽松的多,所以受试者更倾向于使用这种方法。

(5) 自主控制脑电 M Moore提出的信号产生策略是寻找一种有效的训练方法,训练患者学会控制自己的脑电信号。这种思路建立在操作性条件反射的基础上,认为人可以通过生物反馈来学习控制脑电信号的某些成分。也就是说,在没有任何外界刺激的情况下,让受试者通过自己的意识使脑电发生变化,从而获得特征信号。

从理论上讲,任何一种能够使脑电信号发生变化的外界刺激或者训练活动,都可以作为脑-机接口中信号源的诱发方式,但由于受到人们对脑电活动的了解程度的限制和信号检测及信号处理技术的制约,对脑电的诱发方法还很不成熟。进一步研究脑电规律,发展更加有效的信号检测、处理方法,是BCI技术的一个重要研究方向。

§2-3 脑电信号的处理

脑电信号处理包括信号预处理、特征提取、识别分类等过程。传统的脑电信号分析方法是对信号进行多次检测并进行均值滤波,再用统计学的方法寻找 EEG 的变化规律。这种方法信息传输率低,也不能满足实时控制的需求。目前对 EEG 信号的处理一般采用对单次训练信号进行研究。

特征提取及分类涉及如何从 EEG 中提取出少量的有用的信息,以特征信号作为源信号,确定各种参数并以此为向量组成表征信号特征的特征向量并进行分类。自 1932 年 Dietch 首先用傅立叶变换进行了脑电图分析之后,相继引入了频域分析、时域分析等脑电图分析的经典方法。近年来,由于计算机技术、现代电子技术及信息处理技术的飞速发展,从而出现了许多分析脑电信号的新手段和新方法。如在脑电图分析中应用了混沌分析、神经网络分析、小波变换分析和 Wigner 方法等以及各种方法的有效结合^[2]。

(一) 频域分析

(1) 自回归参数模型谱估计

自回归模型系数比滑动平均模型(简称 MA 模型)和自回归滑动平均模型(简称 APMA 模型)较易从求解线性方程组或递推计算中得到,模型中研究的随机信号是平稳白噪声激励线性滤波器的输出^[14,17]。因此在 EEG 分析中应用的较多的是 AR 模型谱估计技术。AR 模型首先选择最佳阶次问题,常用的定阶准则有信息论准则(AIC),最终预测误差准则(FPE)等,阶次确定后按信号数据列与估计值之间均方误差最小准则,求取系数值。AR 系数的算法有 Levison-Durbin, Yule-Walker, Burg algorithm, Least Squares 等。

(2) 功率谱估计

功率谱估计是频域分析的主要手段之一。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。它的缺点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^[14]。

(3) 双谱分析

功率谱分析可以有效地反映信号的二阶信息,却丢失了包括相位信息在内的高阶信息,而这些信息对 EEG 信号分析有时显得很有意义。因此引入双谱密度函数。不同生理状态下的脑电信号,有些功率谱很相似,双谱结构却出现明显差异^[16]。此时,双谱分析能表现出较强优势,但双谱分析要求信号至少三阶平稳,只对短数据 EEG 信号才有意义。

(二) 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在使用这种方法。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。

(三) 时频分析

脑电信号是一种时变的、非平稳信号，而单纯的时、频分析方法通过傅氏变换联系起来，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的。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分布和小波变换。

(1) 维格纳分布

维格纳分布(WD)是一种时/频混和的信号表示法，能同时进行时域和频域分析，并把两者结合起来，其各阶矩具有明确的物理意义。WD具有极高的时频分辨率及许多优良的特性，如对称性、时移性、频移性、组合性、可逆性、归一性等。因此通过对信号进行维格纳分析，不但可求出信号的时间、频率两域分布图，还可以求出信号的频率变化情况，从而能更好地对脑电信号进行分类、判别。但是由于维格纳分布不是线性的，会产生一个多余的交叉项，这个多余成分对信号处理的有用成分构成了难以克服的干扰，从而影响了维格纳分布的实际应用与推广。若将时频两轴做卷积平滑与模糊函数法相结合，将 EEG 维格纳分布的信号项与交叉项分离，然后滤除交叉项，留下信号项，则可以获得较好的效果^[18]。

(2) 小波变换(Wavelet Transform)

小波变换是 80 年代后期发展起来的应用数学分支，是傅里叶变换的新发展。与传统的傅里叶变换相比较，小波变换是一种多尺度的信号分析方法，具有良好的时频局部化特性，非常适合于分析非平稳信号的瞬态特性和时变特性。不同生理状态下脑电信号在不同的时间表现出明显的节律变化差异。小波包分析方法可以克服传统脑电信号谱分析的不足，有效提取脑电信号不同节律的时变信息。通过小波包分解，我们可以有效提取时间定位良好的不同节律脑电信号，并由此构造动态脑电地形图，为脑电信号的动态分析与自动识别提供新的依据，为临床诊断提供新的辅助信息^[19]。

信号的小波变换的含义是：把某一被称为基本小波(也叫母小波)的函数 $h(t)$ 作位移 τ 后，再在不同尺度 a 下与待分析信号 $x(t)$ 作内积：

$$WT_x(\tau, a) = \frac{1}{\sqrt{a}} \int_{-\infty}^{+\infty} x(t) \overline{h\left(\frac{t-\tau}{a}\right)} dt = \sqrt{a} \int_{-\infty}^{+\infty} x(at) \overline{h\left(t - \frac{\tau}{a}\right)} dt \quad (2.1)$$

在小波变换中，对信号的分析是通过母小波函数 $h(t)$ 来完成的。该函数在时域中变换以选择将被分析的信号部分，然后通过一个尺度参数 a 进行伸缩，对频率而言也是相似的。对于较小的尺度 a ，小波是原始信号的窄函数，大致对应于高频部分。对于较大的尺度 a ，小波被扩展而对应于低频部分。在小波变换中，对高频成分的分析使用了比低频成分更敏锐的时间分辨率。这是我们所希望得到的属性，对于分析像脑电图棘波那样的快速瞬时波形，这一特性更为有效。现在常用小波变换中的多尺度分析来分析脑电图信号检测中的异常波，如脑电图中的棘波、棘慢复合波等，以及诱发电位(EP)的提取，该方法的优点是，即使在不知道刺激发生的确切时刻的情况下，也可以检测到 EP 信号。

(四) 人工神经网络(ANN)分析方法

我们已经知道，产生脑电的物质基础是大脑的神经细胞。而神经细胞包括神经元和神经胶质细胞等。在人的大脑中大约有上百亿个神经元，而它们并不是孤立地存在于人的大脑中，而是通过轴突和突触广泛地相互连接在一起，形成一个巨大而又复杂的神经网络，这个神经网络是信息处理的中枢，网络的信

息处理由神经元之间的相互作用来实现。它反映了人脑功能的基本特性，是人脑的某种抽象、简化与模拟。人脑对知识与信息的存储表现为网络元件互连间分布式的物理联系，网络的学习和识别决定于各神经元连接权系数的动态演化过程。我们早已掌握了单个神经元的结构及其生理特性，但由简单的神经元组成的神经网络，其功能并非单个神经元功能的简单叠加。大脑神经网络的信息处理过程是非常复杂的。多年的研究已经表明，不仅在神经细胞间既有化学反应又有机械作用，更主要的是神经网络中还有电活动。我们可以从大脑皮层中记录到神经细胞的电活动信号^[20,21]。现代科学研究结果表明，神经网络中的电活动是大脑信息处理过程中的一种极为重要的形式，我们通过对脑电信号的研究可以了解神经网络的信息处理过程和作用机理。

人工神经网络可用作自发脑电分析，分析的目的是为了检测脑电图尖波和癫痫发作，输入方式可以使用原始信号模型和特征参数模型。目前有利用小波变换和人工神经网络相结合的方法来检测脑电图信号中的棘波与尖波成分。利用小波变换(WT)对基于 ANN 的 EEG 棘波检测系统的输入进行预处理，从而在不减少信号的信息内容和不降低检测性能的前提下简化 ANN 的输入模式。

(五) 混沌与分形方法

混沌理论是一门专门研究非线性系统行为的新型学科。它的基本观点是：简单确定的非线性系统可以产生简单确定的行为，也可以产生不稳定但有界的貌似随机的不确定现象。由于混沌系统对初始状态的极端敏感性，因而本质上是不可长期预测的。但混沌并不等同于概率意义上的随机，它本质上是确定性系统产生的行为^[3]。因此，混沌现象的发现开创了科学模型化的一个新典范。混沌理论表明，并非所有貌似随机的行为都是由复杂系统产生，过去许多过分复杂，看似随机的很难处理的信息，都可以用简单的法则加以解释。

混沌系统的一个重要特征就是对初始条件的极端敏感性。用基于混沌动力学的方法来分析 and 解释脑电图是较为合理的。因为大脑的基本组成模块是神经元，而神经元是高度非线性的组织。虽然头皮记录的脑电的准确起源仍未为人所知，但目前人们一致认为它主要是由比较慢的突触后，电位在皮层锥体细胞上的时空累积效应所致。由此看来脑电图似乎是由一个包含大量相互连接的非线性元素的系统所产生的。人脑中巨量的神经元和更加巨量的神经连接很有可能使得脑电图表现出混沌行为。由此可知，混沌理论在确定性系统与随机过程之间架起了一座桥梁，为认识事物发展的规律，预见其未来发展的状态，提供了新的思想和方法。

§2-4 小波变换理论及其在脑电信号处理中的应用情况

脑电信号的非平稳性与背景噪声都很强，因此对它的分析与处理一直是非常吸引人但又极其困难的研究课题。几十年来，脑电信号的处理理论与方法均有了较大的进展，但很难有重大的突破，主要原因在于对生物信息产生的机理缺乏了解以及非平稳随机信号分析理论的缺陷和不足。随着科学技术的迅猛发展，信息获取的手段、精度、速度都有了很大的提高。这意味着将会有更多、更丰富的脑电信息需要我们分析和处理。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为我们提供了脑电信号处理的新手段，小波分析理论则是这一系列重大进展中的一个。利用小波变换的多层分解可以将 EEG 信号分

成具有不同尺度的小波系数，这样可以剔除与噪声相关的系数，然后重构信号可以保留信号中的有用成分。另外不同的节律具有不同的频率范围，因此多分辨率分析可以将它们分开^[19]。

2-4-1 小波变换理论基础

小波变换(Wavelet Transform)的概念是 1984 年法国地球物理学家J.Morlet在分析处理地球物理勘探资料时提出来的。小波变换的数学基础是 19 世纪的傅里叶变换，其后理论物理学家A.Grossman采用平移和伸缩不变性建立了小波变换的理论体系^[22,23,24]。

小波分析方法是一种窗口大小(即窗口面积)固定但其形状可改变，时间窗和频率窗都可改变的时频局域化分析方法，即在低频部分具有较高的频率分辨率和较低的时间分辨率，在高频部分具有较高的时间分辨率和较低的频率分辨率，所以被誉为数学显微镜。正是这种特性，使小波变换具有对信号的自适应性。

小波变换的含义是：把一个称为基本小波的函数 $\psi(t)$ 做位移 τ 后，再在不同尺度 a 下与待分析信号 $x(t)$ 做内积：

$$\begin{aligned} WT_x(a, \tau) &= \frac{1}{\sqrt{a}} \int_{-\infty}^{+\infty} x(t) \psi^* \left(\frac{t-\tau}{a} \right) dt \\ &= \int x(t) \psi_{a,\tau}^*(t) dt = \langle x(t), \psi_{a,\tau}(t) \rangle \quad a > 0 \end{aligned} \quad (2.2)$$

等效的频域表示是：

$$WT_x(a, \tau) = \frac{\sqrt{a}}{2\pi} \int_{-\infty}^{+\infty} X(\omega) \psi^*(a\omega) e^{j\omega\tau} d\omega \quad (2.3)$$

式中， $X(\omega)$ ， $\psi(\omega)$ 分别是 $x(t)$ ， $\psi(t)$ 的傅里叶变换。信号 $x(t)$ 的小波变换 $WT_x(a, \tau)$ 是 a 和 τ 的函数， τ 是时移因子， a 是尺度因子。 $\psi(t)$ 又称为基本小波，或母小波。 $\psi_{a,\tau}(t)$ 是母小波经移位和伸缩所产生的一族函数，我们称之为小波基函数，或简称小波基。母小波可以是实函数，也可以是复函数。若 $x(t)$ 是实信号， $\psi(t)$ 也是实的，则 $WT_x(a, \tau)$ 也是实的，反之， $WT_x(a, \tau)$ 为复函数。

我们不妨做个粗略的比喻来解释小波变换的作用，如图 2.5 所示。我们用镜头观察目标 $x(t)$ ， $\psi(t)$ 代表镜头所起的作用(如：滤波或卷积)。 τ 相当于使镜头相对于目标平行移动， a 的作用相当于镜头向目标推进或远离^[21]。

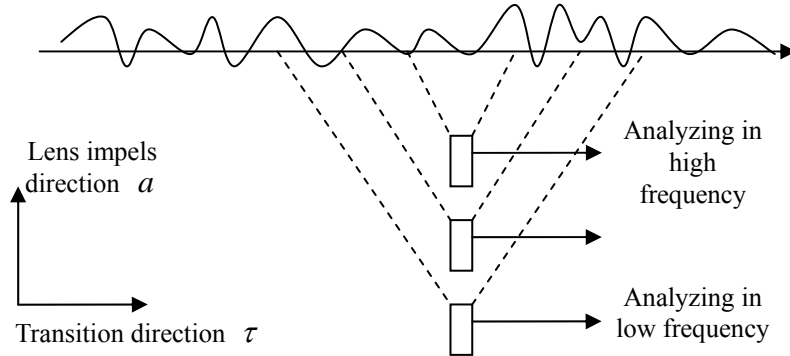


图 2.5 小波变换的比喻解释

Fig.2.5 Figurative explanation of wavelet transform

在 (2.2) 式中， τ 的作用是确定对 $x(t)$ 分析的时间位置，也即时间中心。尺度因子 a 的作用是把

基本小波 $\psi(t)$ 作伸缩, 由 $\psi(t)$ 变成 $\psi(\frac{t}{a})$, 当 $a > 1$ 时, 若 a 越大, 则 $\psi(\frac{t}{a})$ 的时域支撑范围(即时域宽度)较之 $\psi(t)$ 变得越大, 反之, 当 $a < 1$ 时, a 越小, 则 $\psi(\frac{t}{a})$ 的宽度越窄。这样, a 和 τ 联合起来确定了对 $x(t)$ 分析的中心位置及分析的时间宽度, 如图 2.6 所示。

图 2.6.1 基本小波

 图 2.6.2 $\tau > 0, a = 1$

 图 2.6.3 τ 不变, $a = 2$

 图 2.6 基本小波的伸缩及参数 a 和 τ 对分析范围的控制

 Fig.2.6 The magnification of the basic wavelet and the analytical range control by a and τ

小波变换的时频窗口特性与短时傅里叶的时频窗口不一样, 因为 τ 仅仅影响窗口在相平面时间轴上的位置, 而 a 不仅影响窗口在频率轴上的位置, 也影响窗口的形状。这样小波变换对不同的频率在时域上的取样步长是可调解的, 即在低频时小波变换的时间分辨率较低, 而频率分辨率较高; 在高频时小波变换的时间分辨率较高, 而频率分辨率较低, 这正符合低频信号变化缓慢而高频信号变化迅速的特点。这便是它优于经典的傅里叶变换和短时傅里叶变换的地方, 从总体上来说, 小波变换比短时傅里叶变换具有更好的时频窗口特性。

由此可见, 小波变换具有以下特点和作用^[24,25]:

- (1) 具有多分辨率(multi-resolution)(也叫多尺度(multi-scale))的特点, 可以由粗到细的逐步观察信号。
- (2) 我们也可以把小波变换看成用基本频率特性为 $\psi(\omega)$ 的带通滤波器在不同尺度 a 下对信号做滤波。由于傅里叶变换的尺度特性, 如果 $\psi(t)$ 的傅里叶变换是 $\psi(\omega)$, 则 $\psi(\frac{t}{a})$ 的傅里叶变换为 $|a|\psi(a\omega)$, 因此这组滤波器具有品质因数恒定, 即相对带宽(带宽与中心频率之比)恒定的特点。

适当的选择基本小波, 使 $\psi(t)$ 在时域上为有限支撑, $\psi(\omega)$ 在频域上也比较集中, 便可以使小波

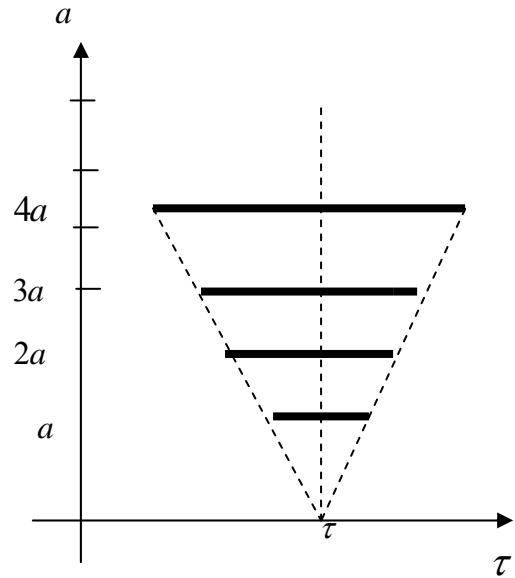


图 2.6.4 分析范围

变换在时、频两域都具有表征信号局部特征的能力，这样就有利于检测信号的瞬态或奇异点。

2-4-2 离散小波变换的多分辨率分析

多分辨率概念是由S. Mallat和Y. Meyer于1986年提出来的，他可以将此前所有的正交小波基的构造统一起来，使小波理论产生突破性的进展。同时，在多分辨率理论分析的基础上，S. Mallat引入了一种计算离散栅格上小波变换的快速算法，即Mallat算法^[25]。它可以避免 a 值越大，对 $\psi(t)$ 的采样就得越密的缺点。

一个离散时间信号 $x(n)$ 经过一个两通道滤波器组后， $H_0(z)$ 的输出为其低频部分，频带在 $0 \sim \pi/2$ ； $H_1(z)$ 的输出为其高频部分，频带为 $\pi/2 \sim \pi$ 。由于 $H_0(z)$ 、 $H_1(z)$ 输出后的信号频带均比 $x(n)$ 的频带降低了一倍，因此，在 $H_0(z)$ 和 $H_1(z)$ 的输出后都各带一个二抽取环节，如图2.7所示。

如果我们把 $x(n)$ 的总频带($0 \sim \pi$)定义为空间 V_0 ，经第一次分解后， V_0 被分成两个子空间，一个是低频段的 V_1 ，其频率范围为 $0 \sim \pi/2$ ；另一个是高频段的 W_1 ，其频带在 $\pi/2 \sim \pi$ 之间。显然， $V_0 = V_1 \oplus W_1$ ，并且 V_1 和 W_1 是正交的，即二者的交集为空间 V_0 （此亦是直和的定义）。按此思路，我们可在 $H_0(z)$ 的输出后再接一个两通道分析滤波器组，这样就将空间 V_1 进一步剖分，一个是高频段的空间 W_2 ($\pi/4 \sim \pi/2$)，另一个是低频段的空间 V_2 ($0 \sim \pi/4$)，如图2.7.1和图2.7.2所示。

由上面的分解不难发现，

$$\cdots, V_0 = V_1 \oplus W_1, V_1 = V_2 \oplus W_2, \cdots, V_j = V_{j+1} \oplus W_{j+1}, \cdots$$

j 是从 $-\infty$ 到 $+\infty$ 的整数， j 值越小，空间越大，当 $j=4$ 时，如图2.7所示。这种剖分方式使得空间 V_j 与空间 W_j 正交，各个 W_j 之间也正交。

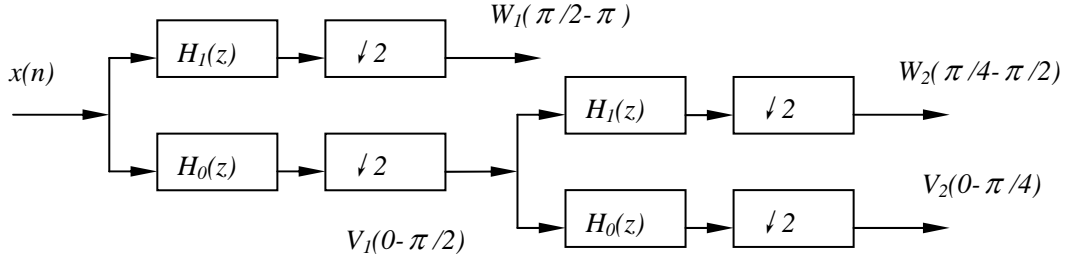


图 2.7.1 滤波器组

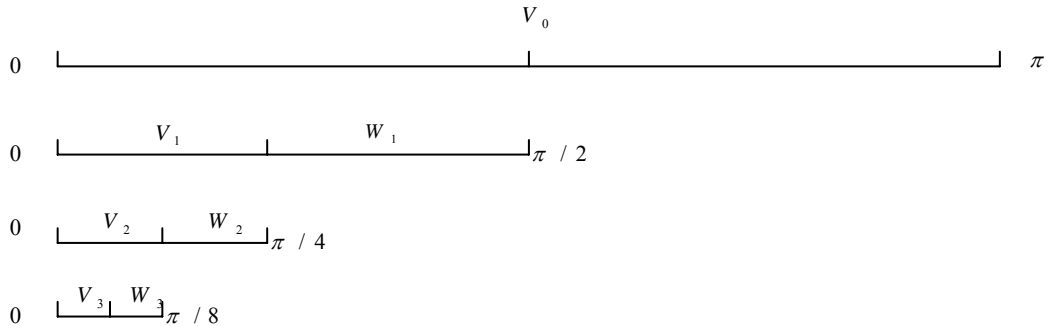


图 2.7.2 频带剖分

图 2.7 基于滤波器组的频带剖分

Fig.2.7 The frequency subdivision based on filter bank

Mallat 给出了多分辨率分析的定义：

设 $\{V_j\}_{j \in \mathbb{Z}}$ 是 $L^2(\mathbb{R})$ 空间中的一系列闭合子空间，如果它们满足如下六个性，则说 $\{V_j\}_{j \in \mathbb{Z}}$ ， $j \in \mathbb{Z}$

是一个多分辨率近似。这六个性质是：

$$1. \forall (j, k) \in \mathbb{Z}^2, \text{ 若 } x(t) \in V_j, \text{ 则 } x(t - 2^j k) \in V_j \quad (2.4)$$

$$2. \forall j \in \mathbb{Z}, V_j \supset V_{j+1}, \text{ 即 } \cdots V_0 \supset V_1 \supset V_2 \cdots V_j \supset V_{j+1} \cdots \quad (2.5)$$

$$3. \forall j \in \mathbb{Z}, \text{ 若 } x(t) \in V_j, \text{ 则 } x(\frac{t}{2}) \in V_{j+1} \quad (2.6)$$

$$4. \lim_{j \rightarrow \infty} V_j = \bigcap_{j=-\infty}^{\infty} V_j = \{0\} \quad (2.7)$$

$$5. \lim_{j \rightarrow \infty} V_j = \text{Closure}(\bigcup_{j=-\infty}^{\infty} V_j) = L^2(R) \quad (2.8)$$

$$6. \text{ 存在一个基本函数 } \theta(t), \text{ 使得 } \{\theta(t - k)\}, k \in \mathbb{Z} \text{ 是 } V_0 \text{ 中的 Riesz 基。}$$

2-4-3 小波变换在脑电信号处理中的应用情况

小波分析已经广泛应用于信号处理、图像处理、量子理论、语音识别、计算机视觉、故障诊断与监控、分形及数字电视等科技领域。医学信号处理是小波分析应用的一个重要领域，脑电信号的处理就是其中重要的研究方向之一。目前，临床脑电图的分析大多仍然是脑电图专家通过目测标注的方法来理解和评价EEG，容易引起误差和疲劳，且使得临床上多导EEG的“数据压缩”和“特征提取”一直停留在主观处理水平上^[17]。小波分析充分体现了相对带宽频率分析和适应变分辨率分析的思想，从而为信号的实时处理提供了一条可能途径。在检测瞬态突变和边缘的方法中，传统上常用的手段是匹配滤波和傅里叶变换，但前者需要有关待检测信号的先验知识，后者则主要对长期持续的周期性信号有效^[29]。而小波变换具突出局部特征的能力，适于检测低能量的短时瞬变，且不需先验知识。用小波变换中的多尺度分析可以根据EEG中的棘波、棘慢波及伪差在不同尺度上表现不同来检测这些异常波^[26,27,28]。同时，小波变换也是检测EEG中偶尔发生的较大幅度尖波的有效手段。小波变换不仅能变换数据，而且能简化数学变换。又由于小波变换所采用的基波可具有不同的时间和频率分辨率，故它也适用于像诱发电位这样的非平衡信号。

有关资料表明，近年来国内外一些学者正在尝试如何将小波分析理论应用于生物医学信号处理领域中，并取得了较好的效果^[26]。例如Akey、Blinowska、Meste等人利用小波理论的时间-尺度能量分布的分析方法对心血管音、脑电、脑电位等生物医学信号进行分析，所得尺度谱的分辨率比一般谱图的分辨率要高。Bert Rand等人也将小波变换应用于诱发脑电信号的提取中，我们对其中一些主要的应用归纳如下：

(1) 去噪

利用小波的多分辨率分解将EEG信号分解成一系列小波系数，这些小波系数包含了信号中的各种信息，重建信号前将那些主要与噪声相关的小波系数减弱或者置为零就能达到精确去噪的目的。基于小波变换的ERP数字滤波 1994 年由Bertrand等人提出，他们证明基于小波变换的去噪方法效果比传统的傅里叶变换方法好^[29]。

(2) EEG 进入神经网络前预处理

Trejo和Shensa利用ERP的小波分析结果作为神经网络算法的输入设计了一个检测人清醒状态下行

为的监视器，结果表明用ERP的小波分析结果作为神经网络的输入比用原始ERP信号或者ERP的主分量作为输入能够更准确的检测人的行为活动^[32]。

(3) 压缩

EEG 和 ERP 的长时间监控和存档，特别是在 128 或 256 多通道的电极阵列系统中，需要系统具有强大的数据压缩功能。但是，数据压缩比与压缩的正确度往往是相互矛盾的，另外，压缩算法的速度同样也是一个值得关注的问题。小波技术能够快速地为实际应用提供很好的压缩比和正确度。

(4) 检测尖波和突发事件

小波分析的分辨率可变特性非常适合于检测小尺度瞬态事件，如癫痫尖波的出现时间和位置等。1994 年 Schiff 等人应用 B 样条小波作为母小波对 EEG 信号作多分辨分解提取癫痫脑电数据的特征量，研究证明小波变换比 Gabor 变换更有效。还有一些研究工作也利用小波方法来自动检测癫痫脑电中复杂的尖波特征量，这样有助于分析癫痫病人的 EEG 信号。

(5) 检测神经事件和神经成分

基小波波形有无数种，可以通过选择或者设计小波波形来检测隐藏于 EEG 信号中的神经事件，如单次 ERP 样本，或者检测隐藏于 ERP 中神经成分波形，如 P300 成分等。选择好小波模板后，对 EEG 信号进行多分辨分解，得到的小波系数序列能够直接表征这些成分的特征，如它们的幅值、潜伏期以及持续时间等，从而将它们从背景噪声中检测和分离出来。1999 年 Demiralp 等人利用 δ 频带中的小波系数来检测从听觉 Oddball 实验范例中得到的单次样本中是否存在 P300 波形^[35]。

§2-5 本章小结

本章系统介绍了脑电信号的组成、节律和信号获取的有关知识。脑电信号由直流电、慢电位、自发电位和诱发电位组成，其中着重分析了自发脑电和诱发脑电及其关系。自发脑电信号一般在 0.5~30Hz 范围内，通常可以分为 δ 波、 θ 波、 α 波、 β 波、 γ 波五种，并给出了脑电信号采集时各个电极的放置图示。另外，本章还介绍了脑电信号处理的几种方法，并对小波变换的理论及其在脑电信号处理中的应用情况做了简要介绍，为下面展开脑电信号的小波分析作了准备。

第三章 脑电信号的小波降噪预处理方法

由于脑电信号存在非平稳性且极易受到各种噪声干扰，特别是工频干扰。因此如何消除原始脑电数据中的噪声以更好地获取反映大脑活动和状态的有用信息是进行脑电分析的一个重要前提。

近年来，随着电子技术的迅猛发展，信息获取的手段、精度、速度都有了很大的提高。特别是在非平稳信号分析理论上的一系列重大进展为非平稳信号提供了新的处理与分析手段。小波分析理论则是这一系列重大进展中的一个。小波变换对于信号的高频成分使用逐渐尖锐的时间分辨率以便移近观察信号的快变成分，对于低频成分使用逐渐尖锐的频率分辨率以便移远观察信号的慢变成分(整体变化趋势)。小波这种“既见树木又见森林”的信号分析表示特征对分析非平稳信号是非常有效的。利用小波变换的多分辨率特性，将含有噪声的脑电信号进行多尺度分解，得到不同频带的子带信号。然后对含有工频干扰的子带信号进行处理，以达到去除工频干扰及其它噪声的目的。

§3-1 脑电信号的小波降噪原理

现实中的信号总是包含着各种各样的噪声。为了获得信号的准确特征，在对信号进行分析处理时，消噪就成为了最重要的预处理问题。

噪声是一种随机现象，按照功率谱特性可以分为白噪声和有色噪声。为了消除信号中的噪声，人们提出了很多办法，包括：频率加窗滤波，最优滤波，自适应滤波等等，其中，以傅里叶变换和小波变换滤波为代表的频谱加窗滤波是目前被广泛接受的方法。傅里叶方法是通过构造不同类型的滤波器实现消噪，在信号噪声频带交叠的情况(如白噪声)中应用效果较差。小波方法问世以来，凭借其特有的多分辨率分析技术，在信号消噪应用中表现出较大优势。

本节将介绍小波降噪的原理和方法。

3-1-1 信号与噪声的特性

信号的奇异点，即突变点，是描述信号的重要特征。Mallat等人建立了小波变换与表征信号奇异点特性的Lipschitz指数之间的关系^[36]。

设有正整数 n ， $n \leq \alpha \leq n+1$ ，当且仅当存在常数 $k \geq 0$ 及 n 次多项式 $p_n(x)$ ，使得对于 $\forall x \in (x_0 - \delta, x_0 + \delta)$ 成立

$$|f(x) - p_n(x - x_0)| \leq k|x - x_0|^\alpha \quad (3.1)$$

如果式(3.1)对所有 $x_0 \in (a, b)$ 均成立，且 $x_0 + h \in (a, b)$ ，则称 $f(x)$ 在 (a, b) 上是一致 Lipschitz α 。

显然， $f(x)$ 在 x_0 点的 Lipschitz 刻画了函数的正则性，称为函数 $f(x)$ 在 x_0 点是 Lipschitz α 。Lipschitz 指数越大，函数越光滑；函数在一点连续、可微，则在该点的 Lipschitz α 指数为 1，在一点可导，而导数有界但不连续时，Lipschitz α 指数仍为 1；如果 $f(x)$ 在 x_0 点的 Lipschitz $\alpha < 1$ ，则称函数在 x_0 是奇异的。一个在 x_0 点不连续但有界的函数，该点的 Lipschitz α 指数为 0。

在利用小波分析这种局部奇异性时,小波系数取决于 $f(x)$ 在 x_0 点的邻域内的特性及小波变换所取的尺度。在小波变换中,局部奇异性可定义为:在尺度 s 下,若对于 $\forall x \in (x_0 - \delta, x_0 + \delta)$

$$|wf(s, x)| \leq wf(s, x_0) \quad (3.2)$$

则称 x_0 为小波变换在该尺度下的局部模极大值。信号 $f(x)$ 的 Lipschitz 指数与小波变换模极大值的关系如下:

$$\log_2 |w_{2^j} f(x)| \leq \log_2 k + j\alpha \quad (3.3)$$

由(3.3)可知,若 $\alpha \geq 0$,小波变换的系数将随着小波变换尺度 j 的增大而增大,若 $\alpha < 0$,则小波变换的系数将随着小波变换尺度 j 的增大而减小。

由于一般信号的 $\alpha \geq 0$,而随机噪声的 $\alpha < 0$ 。因此,对带噪信号进行小波变换时,随着小波尺度的增大,信号的变换模值逐渐增大,噪声的模值则逐渐减小。白噪声在 4 个尺度上的小波变换如图 3.1,自发脑电信号在 4 个尺度上的小波变换如图 3.2,诱发脑电信号在 4 个尺度上的小波变换如图 3.3。因此,观察不同尺度间小波变换模值的变化规律,就可以区分出噪声和信号。对应于较高尺度,小波变换模极大值几乎完全由信号控制,而较小尺度上则几乎完全由噪声控制。

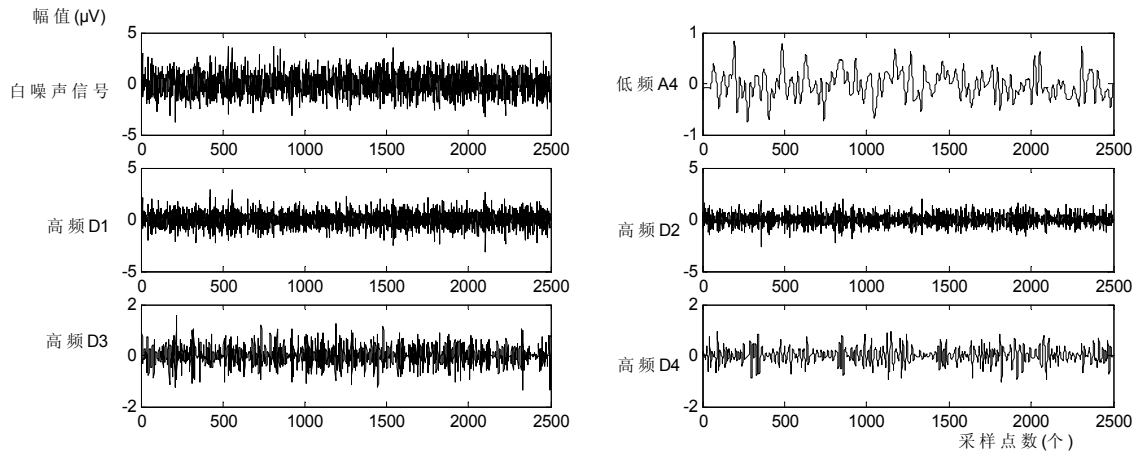


图 3.1 白噪声在 4 个尺度上的小波变换

Fig.3.1 Wavelet translation of white noise on 4 scales

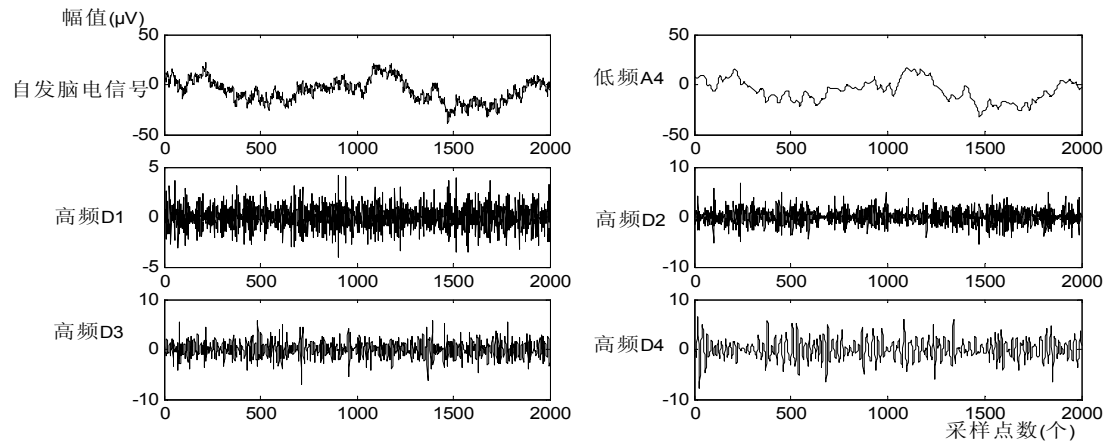


图 3.2 自发脑电信号在 4 个尺度上的小波变换

Fig.3.2 Wavelet translation of EEG on 4 scales

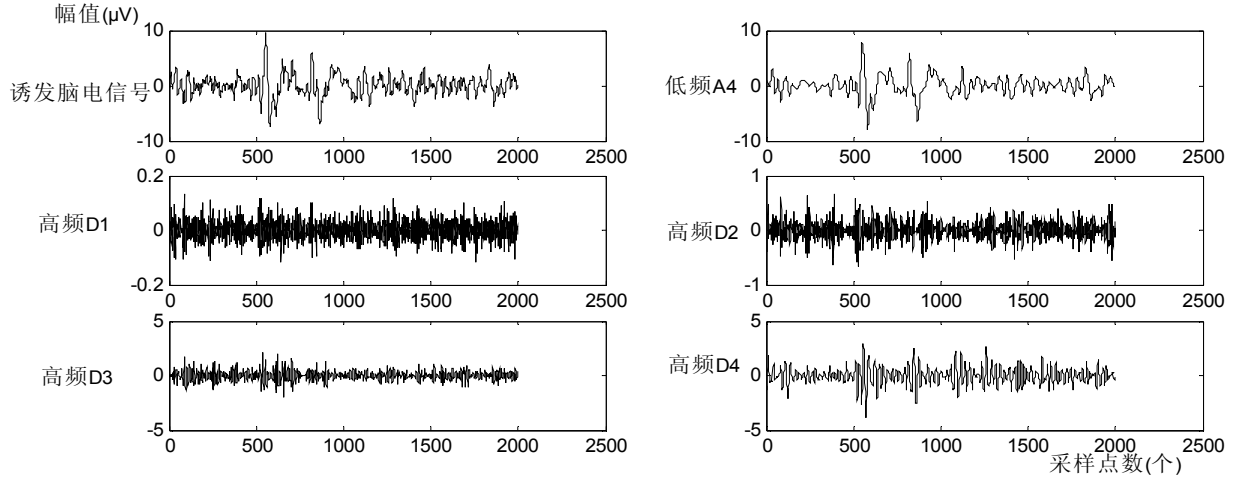


图 3.3 诱发脑电信号在 4 个尺度上的小波变换

Fig.3.3 Wavelet translation of EP on 4 scales

3-1-2 小波消噪方法

目前,小波分析消噪的方法大概可以分为三大类:第一类方法是基于小波变换模极大值原理,最初由Mallat提出的,即根据信号和噪声在小波变换各尺度上的不同传播特性,剔除由噪声产生的模极大值点,保留信号所对应的模极大值点,然后利用余下的模极大值点重构小波系数,进而恢复信号;第二类方法是对含噪声信号做小波变换之后,计算相邻尺度间小波系数的相关性,根据相关性的大小区别小波系数的类型,从而进行取舍,然后直接重构信号;第三类方法是Donoho提出的阈值方法。该方法认为信号对应的小波系数包含有信号的重要信息,幅值较大,但数目较少,噪声对应的小波系数则是均匀分布的,个数较多,但幅值较小^[43,44]。基于此思想,Donoho等人提出了阈值降噪方法,即在众多小波系数中,把绝对值较小的系数置零,而让绝对值较大的系数保留或者收缩(分别对应于硬阈值法和软阈值法),得到估计小波系数。由于此方法在Besov空间上可以得到最佳估计值,而任何其它线性估计(包括核估计、近邻估计以及局部多项式估计)都达不到相同的估计效果,因此小波阈值降噪方法成为目前应用最为广泛的小波降噪方法之一^[30]。

信号降噪的准则^[31]:

- (1)光滑性:在大部分情况下,降噪后的信号应该至少和原信号具有同等的光滑性。
- (2)相似性:降噪后的信号和原始信号的方差估计应该是最坏情况下的方差最小。

§3-2 简单的小波分解降噪方法

信号 $s(t)$ 的正交二进小波变换和逆变换的定义如下:

$$\omega_{j,k} = 2^{-j/2} \int_{-\infty}^{+\infty} s(t) \overline{\psi}(2^{-j}t - k) dt = \int_{-\infty}^{+\infty} s(t) \overline{\psi}_{j,k} dt \quad (3.4)$$

$$s(t) = \sum_{j=-\infty}^{+\infty} \sum_{k=-\infty}^{+\infty} \omega_{j,k} \psi_{j,k}(t) = \sum_{j=-\infty}^{+\infty} s_j(t) \quad (3.5)$$

$s_j(t)$ 表示信号 $s(t)$ 在某一尺度 ($a = 2^j$) 下的分量。该分量的频带宽度和中心频率由小波函数 $\psi_{j,k}(t)$ 决定。不同的尺度值对应于不同的带宽和中心频率，并将整个频带划分为一个个子频带 $\{B^j, j \in \mathbb{Z}\}$ 以及与之对应的子带信号 $\{s_j(t), j \in \mathbb{Z}\}$ 。对于离散信号 $s(n)$ ，可以利用 Mallat 算法对信号进行有限级分解^[33]，即

$$s(n) = s_L^a(n) + \sum_{j=1}^L s_j^d(n) \quad (3.6)$$

式中， L 为分解级数， $s_L^a(n)$ 为低通逼近分量， $s_j^d(n)$ 为不同尺度下的细节分量。若取 $L=7$ ，则可得子带信号如下： $s_7^a(n)$ ， $s_7^d(n)$ ， $s_6^d(n)$ ， $s_5^d(n)$ ， $s_4^d(n)$ ， $s_3^d(n)$ ， $s_2^d(n)$ ， $s_1^d(n)$ 。对应的子频带为： $[0, \frac{f_s}{2^8}]$ ， $[\frac{f_s}{2^8}, \frac{f_s}{2^7}]$ ， $[\frac{f_s}{2^7}, \frac{f_s}{2^6}]$ ， $[\frac{f_s}{2^6}, \frac{f_s}{2^5}]$ ， $[\frac{f_s}{2^5}, \frac{f_s}{2^4}]$ ， $[\frac{f_s}{2^4}, \frac{f_s}{2^3}]$ ， $[\frac{f_s}{2^3}, \frac{f_s}{2^2}]$ ， $[\frac{f_s}{2^2}, \frac{f_s}{2^1}]$ 。

图 3.4 上第一个图为原始脑电，选择滤波器长度为 8 的 Daubechies 紧支小波做 7 级分解。小波变换后的信号如图 3.4。可见，干扰脉冲信号的特征在子带信号 $s_1^d(n)$ 中比较明显。且根据采样频率为 128Hz，子带信号 $s_1^d(n)$ 的频带范围是 $[\frac{f_s}{2^2}, \frac{f_s}{2^1}] = 32.5 \sim 64\text{Hz}$ ，超过了脑电信号的基本节律范围 (1~30Hz)。最简单的消除脉冲干扰的方法是从原始脑电数据中减去含有随机脉冲干扰的子带信号，即

$$\bar{s}(n) = s(n) - s_1^d(n) \quad (3.7)$$

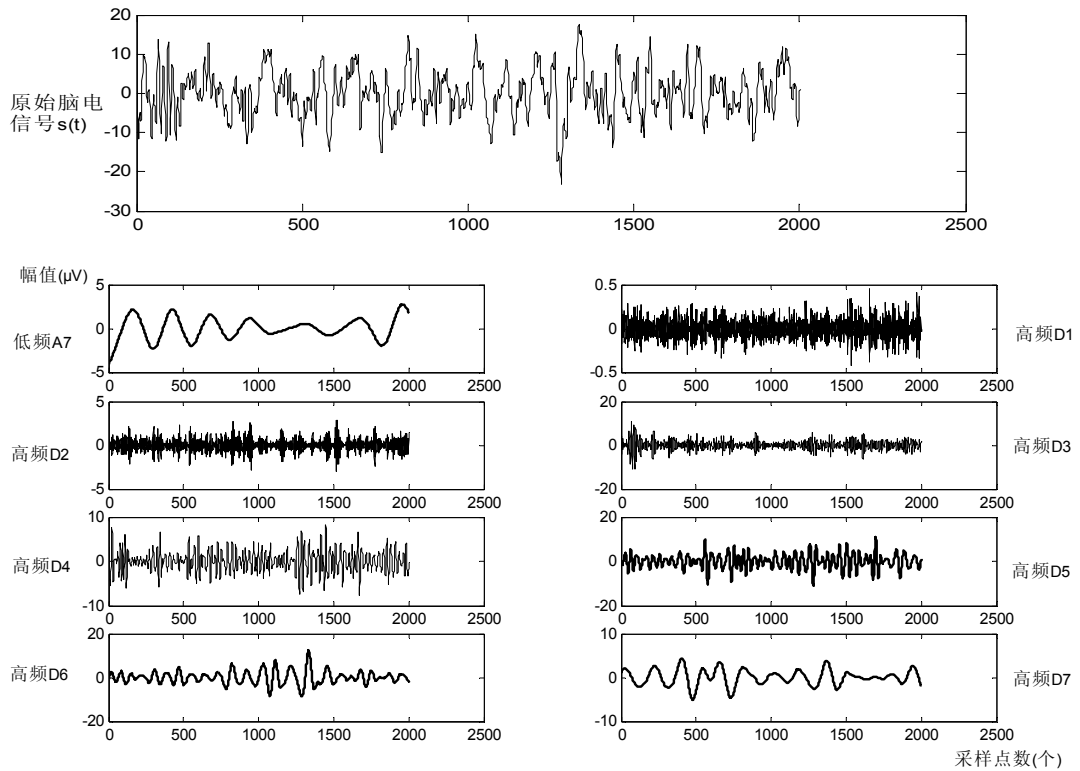


图 3.4 原始脑电信号及小波分解后的子频带

Fig.3.4 Original EEG and sub-frequency bands after wavelet decomposing

图 3.5 为去掉含有随机脉冲干扰的子带信号后的重构波形，可以看出随机脉冲干扰得以消除。

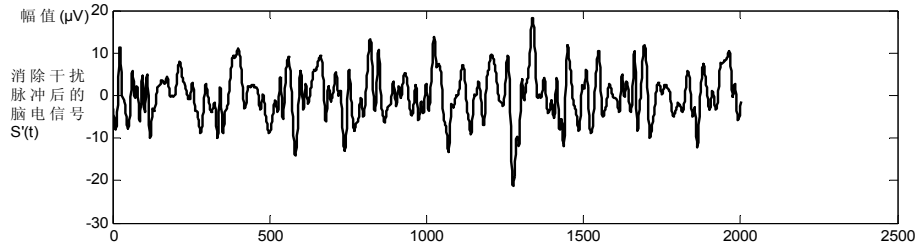


图 3.5 消除脉冲干扰后的脑电信号

Fig.3.5 The EEG after clutter interfering impulse

上述方法虽然简单，但是考虑到干扰脉冲的频谱与脑电基本节律的频谱有混叠，在消除干扰脉冲的同时也就造成了有用信息的损失，同时干扰脉冲在其他子带中的干扰成分并没有得到消除。因此，我们寻找其它更有效的方法。

§3-3 脑电信号的小波阈值降噪方法

3-3-1 Donoho阈值降噪法

Donoho阈值降噪法的主要理论依据为：信号的能量在小波域内主要集中于有限系数中，而噪声能量却分布在整个小波域。具体地说，白噪声在任何正交基上的变换仍为白噪声，且幅度相同。因此，经过小波分解后的信号系数必大于噪声系数^[34,45]。选取适当阈值，就可实现保留小波系数而消除噪声系数。具体步骤为：

- (1)选择合适的小波函数，对观测信号进行 N 层分解，得出各尺度的小波系数。
- (2)应用非线性阈值函数处理小波分解的各级系数，基于所选择的阈值 λ 得出各小波系数的估计值。
- (3)用所得的小波系数对信号进行重构，得到小波消噪后的信号。

根据阈值作用方式的不同，阈值法可以分为硬阈值法和软阈值法两种方法。

$$\text{硬阈值法:} \quad \hat{\omega}_{j,k} = \begin{cases} \omega_{j,k}, & |\omega_{j,k}| \geq \lambda \\ 0, & |\omega_{j,k}| < \lambda \end{cases} \quad (3.8)$$

$$\text{软阈值法:} \quad \hat{\omega}_{j,k} = \begin{cases} \text{sign}(\omega_{j,k}) \times (|\omega_{j,k}| - \lambda), & |\omega_{j,k}| \geq \lambda \\ 0, & |\omega_{j,k}| < \lambda \end{cases} \quad (3.9)$$

图3.6表明这两种方法的区别。图中，横坐标表示小波分解系数 ω ，纵坐标表示由阈值法得到的小波系数估计值 $\hat{\omega}$ ， λ 为阈值。图3.7为对原始脑电用硬、软阈值法降噪后的结果。可见，比简单的小波分解降噪法要有效的多。

由图3.6可以看出，硬阈值法的 $\hat{\omega}$ 函数在 λ 点处不连续，这会给重构信号带来震荡；软阈值法虽然 $\hat{\omega}$ 函数连续性较好，但其导数并不连续，这就限制了它的进一步应用。并且当 $\omega \geq \lambda$ 时，由软阈值法得出的估计值 $\hat{\omega}$ 与小波系数 ω 存在着恒定偏差。基于以上缺陷，本文给出一种改进方案^[36,47]。

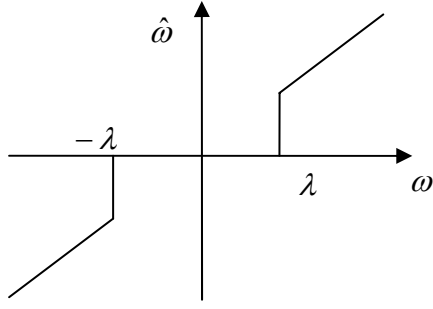


图 3.6.1 硬阈值法

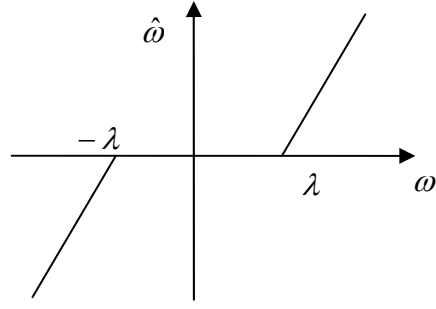


图 3.6.2 软阈值法

图 3.6 阈值方法的图形解释

Fig.3.6 Graph Explanation of Threshold Method

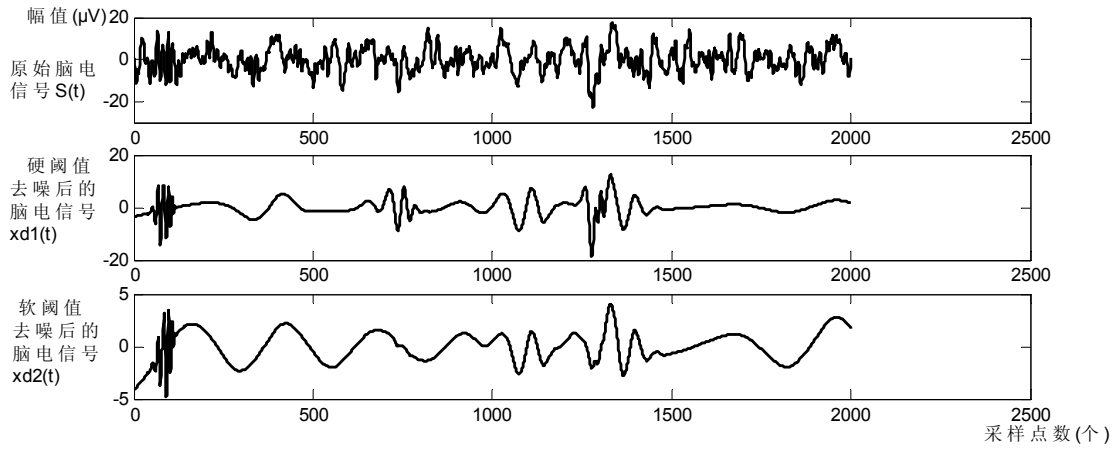


图 3.7 对原始脑电用硬、软阈值法降噪后的结果

Fig.3.7 Denoising by hard threshold and soft threshold of the Original EEG

3-3-2 阈值降噪法的改进方案

$$\text{令} \quad \hat{\omega}_{j,k} = \begin{cases} \text{sign}(\omega_{j,k}) \times (|\omega_{j,k}| - \alpha\lambda), & |\omega_{j,k}| \geq \lambda \\ 0, & |\omega_{j,k}| < \lambda \end{cases} \quad (3.10)$$

其中 $0 \leq \alpha \leq 1$ ，当 $\alpha = 0$ 时，上式即为硬阈值估计法，当 $\alpha = 1$ 时，该方法即为软阈值估计法。当 $0 < \alpha < 1$ 时，该方法的估计值介于软、硬阈值法之间，既减少了软阈值法中产生的偏差，又可以消除 ω 中的噪声部分，使 $\hat{\omega}$ 更接近真实小波系数。如图 3.8。

为了实现函数的多级可导，满足更多的数学处理要求，下面对新定义的分段函数进行改进，提出新的小波阈值函数为：

$$\hat{\omega}_i = \omega_i - \frac{\alpha\lambda}{\pi} (\arctg \frac{\omega_i}{\alpha\lambda}) \quad (3.11)$$

此函数可以实现与新定义的分段函数相同的作用，既兼容了软、硬阈值函数的优点，同时又具有无穷阶导数，便于各种数学应用^[60]。其图形解释如图3.8。采用新阈值方法降噪，既保留了软阈值方法的平滑效果，又保留了硬阈值方法中的数值优势，中间波形的小毛刺可以通过调整 α 来消除，但将损害部分数值上的优势。

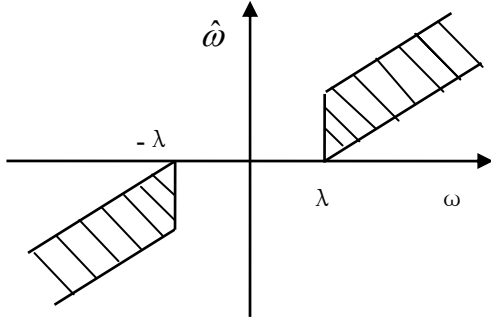


图 3.8.1 改进的小波阈值法

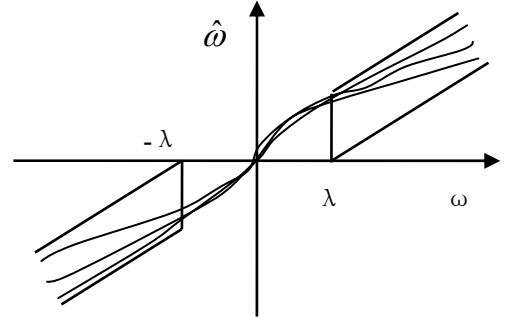


图 3.8.1 新改进的小波阈值法

图 3.8 改进的小波阈值法

Fig. 3.8 Improved Threshold Method

3-3-3 基于中值滤波的自适应小波阈值方法

(一) 自适应阈值法

获得阈值 λ 的方法有很多种, ‘Sqrtwolog’ ($\lambda = \sigma' \sqrt{2 \log(n)}$, n 为信号 X 的长度) 所采用的是一种固定的阈值形式, X 是信号; 使用 Birge-Massart 惩罚函数是另一种阈值形式, λ 由极小化下式惩罚规则 ($crit(t) = \sum (c^2(k), k \leq t) + 2X^2 t(\alpha + \log(n/t))$) 得到。David L. Dohono 从理论上严格证明了非线性软阈值 $\lambda = \sigma \sqrt{2 \log(n)/n}$, 实际中噪声强度 σ 是未知的, 尺度估计为 $\sigma = MED/0.6754$, 其中 MED 为适当归一化后小尺度小波系数中值的绝对值^[37,46]。它们都是在所有的尺度里使用相同的 λ 。

随着尺度的增加, 噪声所控制的模极大值的幅度和密度都迅速减小, 而信号控制的模极大值的幅度和密度则迅速增大。因此在每一级尺度上都采用相同的阈值, 对于 EEG 这样对精度相对要求较高的信号来说显然是过于粗糙了。因此, 定义新的阈值:

$$\lambda = \sigma' \sqrt{2 \log(n)} / \sqrt{n} \ln(j+1) \quad (3.12)$$

其中, j 表示当前的小波尺度, $\sigma' = med/0.6754$, med 为在当前尺度上搜索到的小波系数中值的绝对值。这样, 随着尺度的增加和信号与噪声控制情况的变化, 阈值也相应的改变^[38,49]。

(二) 中值滤波法

中值滤波是一种非线性滤波, 可以有效的去除脉冲噪声, 保护信号细节, 在图像处理领域得到了广泛应用。所以我们选择中值滤波器作为小波阈值降噪法在 EEG 信号应用中的补充技术。简单地说, 就是在阈值降噪之前, 首先对信号进行中值滤波。

设信号 x 数据长度为 N , 滤波器窗口 W 长度为 n , 其中 $n=2k+1$ 或 $2k$, 则标准中值滤波器的输出根据 n 的奇偶性不同, 取不同的值为:

$$y_i = \begin{cases} x(k+1) & n = 2k+1 \\ \frac{1}{2}[x(k) + x(k+1)] & n = 2k \end{cases} \quad (3.13)$$

其中 $x(k)$ 表示在窗口长度 n 内第 k 个最大的值。为了方便, 以下均考虑 $n=2k+1$ 的情况, 则 $y_i = x(k+1)$, 当脉冲信号宽度大于等于 $k+1$ 时, 该脉冲将被作为信号保留, 当小于 k 时, 则作为噪声去除。这就是中值滤波器的原理^[39]。

k 越大对图像细节的保护越有利, 但对脉冲噪声的滤除会有影响, 因此 k 值的选择要兼顾两者。由此

可见，关键的技术是要选择合适的 k ，使得中值滤波器既可以有效的去除脉冲干扰，同时还能保留信号的细节部分。

§3-4 实验处理

3-4-1 数据来源

本实验数据来源于 2003 年的第 3 届世界脑-机接口大赛，采集 60 导脑电信号，采样频率为 250Hz，并经过 1~50Hz 的带通滤波器滤波。实验数据包括 4 种运动想象，每种 60 次实验，其中 30 次为可知运动想象实验。被试者放松地坐在椅子上，实验任务是根据提示想象左手、右手、足、舌运动，提示的顺序是随机的。试验开始后，最初的 2 秒为安静状态，在 2 秒的时刻有一个声音的刺激表示实验的开始，同时在屏幕上出现一个十字“+”，然后从第 3 秒起有一个指向左、右、上或下的箭头持续显示 1 秒钟，同时被试者进行左手、右手、足或舌的运动想象，直到第 7 秒十字消失为止。实验流程图及脑电极摆放位置图如图 3.9 所示。

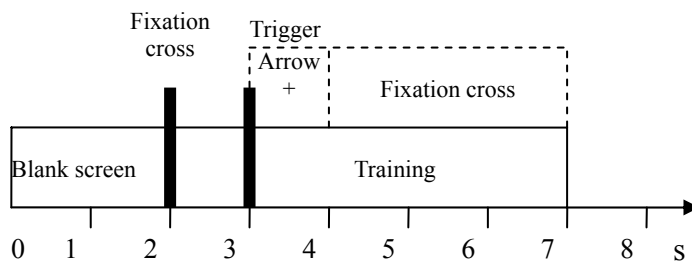


图3.9.1实验流程图

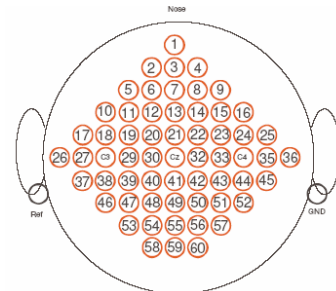


图3.9.2 脑电极位置图

图3.9 实验流程图及脑电极位置图

Fig.3.9 Timing of the paradigm and position of EEG elctrodes

本研究只选取了左右手运动想象的脑电信号作为实验数据。由于大脑对不同的工作兴奋区域不同，所以从60个电极上得到的数据对特定的研究不是都有用处。因此，首先对采用的电极进行选择。因为C3和C4两个电极所在的位置正是大脑运动区的中心，所以决定选择C3和C4两导脑电作为分类的数据来源^[40,48,51,55]。

3-4-2 理论基础

由式(3.3)可知，特定思维诱发脑电信号的奇异点具有正的Lipschitz指数，在小波变换的各尺度上具有很好的传播性，由图3.1和图3.2可见，自发脑电信号的小波变换模极大值分布的特点接近于白噪声。因此，在提取诱发电位时，自发脑电信号可以近似认为是白噪声。由图3.2和图3.3及上面的分析可知，特定思维诱发信号与自发脑电信号奇异点的分布特点不同，它们的小波变换模极大值在较高尺度上随尺度的变换的趋势恰恰相反。自发脑电信号不具有传播性，而特定思维诱发信号在各尺度都具有很好的传播性，于是可以利用它们的这些不同从自发脑电信号中提取诱发电位^[40]。

考虑到阈值 λ 选择的各種可能性，并且 λ 的变化会影响到各个方法的效果，可将试验后的数据使用神经网络进行分类，用以判断方法的有效性。本实验使用的是概率神经网络，它是径向基网络的一种。概率神经网络PPN(probabilistic neural networks)常用于模式分类，其网络结构如图 3.10 所示，它具有一

个径向基网络层和一个竞争型网络层^[41,42]。

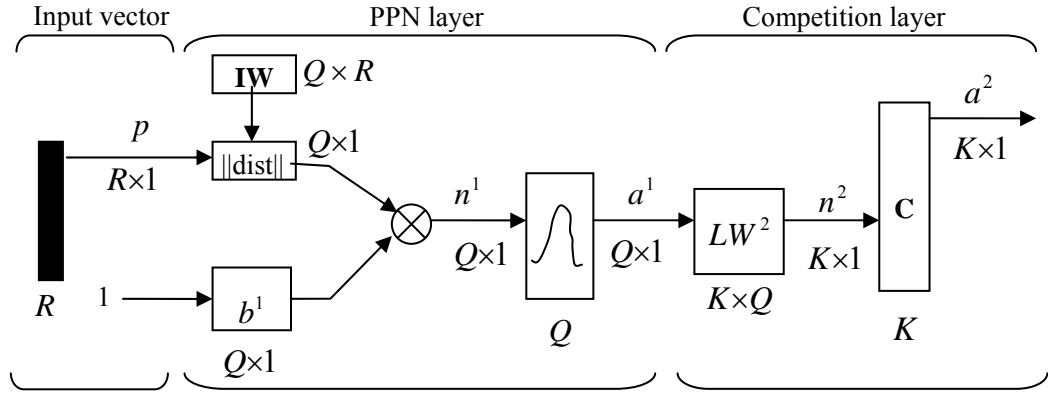


图3.10 PNN模型

Fig.3.10 PNN pattern

PPN的第一层的径向基神经元数目等于输入样本数，其权值等于输入向量的转置；阈值 $b = [-\log(0.5)]^{1/2} / spread$ ， $spread$ 为测试步长。第一层将各种模式以与权值向量的距离加权表示与训练样本的相似程度。PPN的第二层神经元等于分类模式数，其权值为目标向量T，无阈值向量。第二层神经元的传输函数为竞争型传输函数，它选择那些距离加权值最大(最可能的训练样本模式)的，作为网络的输出，即对输入向量最可能的模式分类结果^[41,56,59]。

3-4-3 步骤和结果

实验的具体步骤如下：

1. 本实验不同任务各有30次实验，一次实验C3、C4导联的左、右手运动想象脑电信号如图3.11。取其中的20次作为训练数据，另外10次作为测试数据，对左右手运动想象的脑电信号使用中值滤波器进行滤波处理。使脉冲宽度大于等于滤波器窗口一半的脉冲作为信号保留，否则作为噪声去除，从而对原始脑电信号做初次降噪。在本试验中，窗口宽度取5可以达到较好效果。

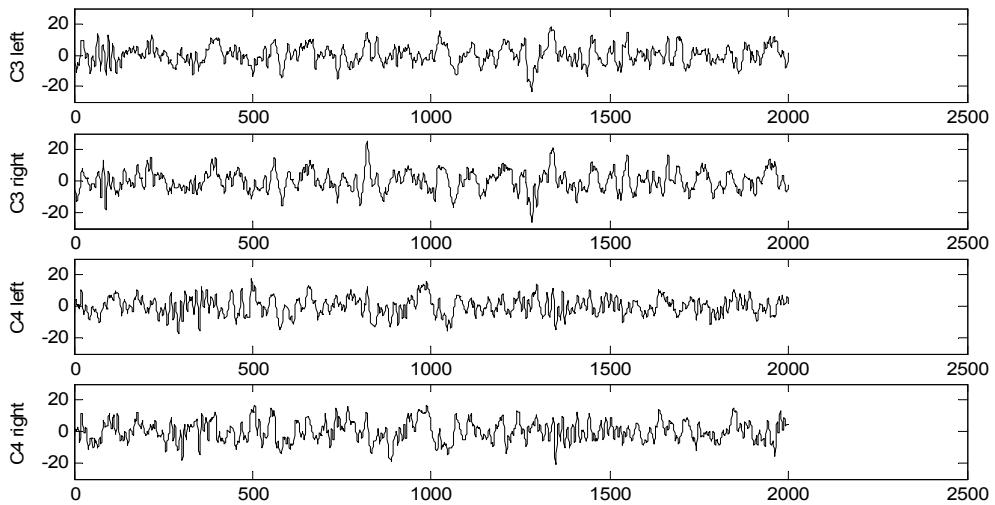


图3.11 一次实验C3、C4导联的左、右手运动想象脑电信号

Fig 3.11 C3、C4 channels EEG of a task

2. 选取‘db8’紧支小波作为分解小波，使用一维离散小波变换方法对以上40次脑电信号进行7层分解。分解后的小波参数分别使用不同阈值方法进行处理，得到小波参数估计值 $\hat{\omega}$ ，然后再利用估计值对信号进行重构。图3.12给出不同阈值方法的比较。从上到下依次使用的阈值方法为：固定阈值形式‘Sqrtwolog’及硬阈值法；使用Birge-Massart惩罚函数的阈值形式及软阈值法；使用分层阈值(式(3.12))及改进的阈值法(式(3.11))，其中经过实验，对 α 的取值为0.4。图3.13给出对图3.11中脑电信号使用改进方案和新阈值法处理后的结果。
3. 对所得到的重构后的脑电信号再进行7层分解(使用‘db5’紧支小波)，对每层的小波系数分别求和，将求和结果(共8个)作为特征参数。
4. 使用概率神经网络对以上脑电信号进行分类，输入节点为16个(C3各层小波系数，C4每层小波系数)，输出节点为2个，分别表示左、右手，其中测试步长为0.8，分类结果如表3.1所示。

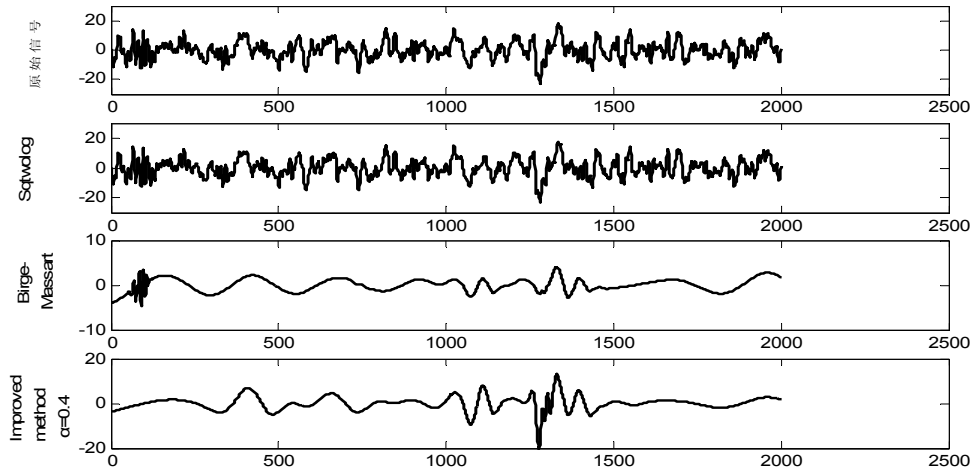


图3.12 3种降噪方法的比较

Fig. 3.12 De-noising EEG through 3 De-noising method

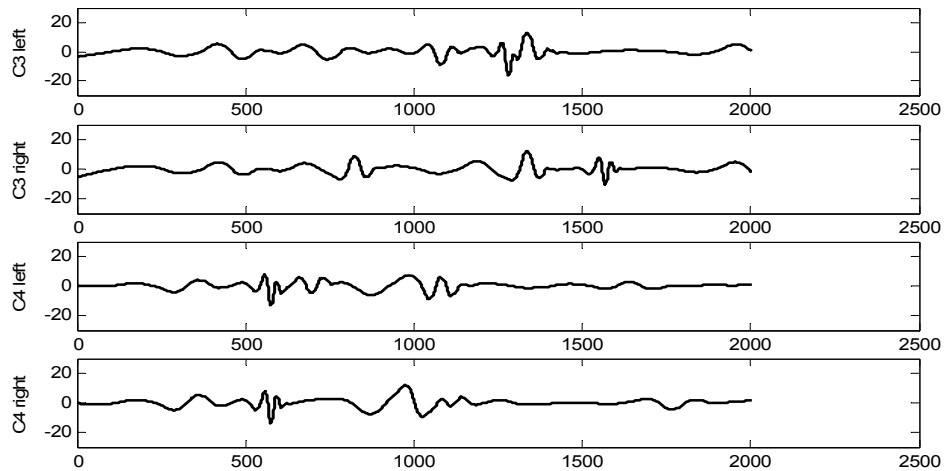


图3.13 对图3.11中脑电信号用改进方案处理后的结果

Fig.3.13 De-noising EEG of C3、C4 Channels

表3.1 分类识别结果

Table.3.1 Recognition Result

消噪方法	‘Sqrtwolog’	Birge-Massart	改进方案
识别结果	25%	35%	60%

3-4-4 结果分析

本实验对传统的硬阈值函数和软阈值函数进行了比较和分析，提出了一种新的阈值函数，既保持了软阈值函数连续性的优势，又兼顾了硬阈值函数无偏差的优势，同时实现了函数多级可导，从而更便于各种数学方法的处理和实际工程应用。上面的实验对三种不同的降噪方法进行比较，结果表明使用改进的小波阈值法及新阈值选取，同时选择合适的 α 值，可以达到更高的分类识别效果。对于不同的脑电信号， α 值的选择也会不同，本实验选用的最佳的 α 值为 0.4。

根据脑电信号的特点，由于脑电信号中常含有尖脉冲干扰，而小波阈值法对此类干扰不起作用，因此我们在对脑电信号用小波阈值法做降噪处理之前，选择用中值滤波器进行滤波，并通过对脑电信号的处理实验，证实了此方法的有效性。但是在此需要注意的是，有些时候病理信息或者诱发信息也会以脉冲的形式出现，因此中值滤波器k值的选取必须根据具体情况，进一步深入研究。

§3-5 本章小结

本章通过对信号和噪声特征的研究，选择小波变换方法对左右手运动想象脑电信号做降噪、特征提取和分类处理。在对各种小波阈值降噪方法(固定阈值形式‘Sqrtwolog’及硬阈值法；使用Birge-Massart惩罚函数的阈值形式及软阈值法；使用分层阈值及改进的阈值法)的讨论比较之后，给出一种改进方案。然后对不同降噪方法处理后的脑电信号用概率神经网络进行分类。最后对分类效果进行分析比较，证明了小波变换的分层阈值及改进的阈值法对诱发脑电信号的降噪十分有效。

第四章 脑电信号的特征提取与分类

对脑电信号进行特征提取在分析处理EEG过程中非常重要,是进一步模式分类的依据,也是压缩待处理数据量的必要手段。特征提取的目的是将从预处理后获得的EEG信号变换为能代表不同意识任务的特征向量。实验取得的头皮脑电数据中,不仅含有意识任务引起的响应,还包含大脑正常生理条件下的电活动及各种外界因素引起的干扰。因此为了得到理想的分析效果,首先就要设法从头皮脑电中把该任务引发的响应与背景活动分离开来。为了达到这一目的,世界各国的研究者已经做了大量的工作,提出和应用了一系列非常有价值的方法和技术。其中比较又代表性的技术主要有:时频分析技术、小波变换技术、人工神经网络技术、自适应滤波技术、独立分量分析技术和盲信源分离技术等。本文中我们采用了小波变换技术和人工神经网络技术^[5]。

§4-1 左右手运动想象脑电信号的脑电图分析

4-1-1 理论基础

第二章中图2.2和图2.3及表2.1所示,是分别从左侧、从中心及美国脑电图仪协会标准10%电极位置和符号图及采用16导联单极测量,电极安放按国际标准导联10/20系统放置图。可见脑部区域可以分为左前额、右前额、左额、右额、左中央、右中央、左顶、右顶、左枕、右枕、左前颞、右前颞、左中颞、右中颞、左后颞、右后颞^[50,58,61]。由于人脑在进行不同的想象思维任务的时候,会在不同的脑区域产生热区^[57]。因而可以通过热区的方法来分辨不同的任务。本实验所用的数据来源为2003年的第3届世界脑-机接口大赛的数据,其左右运动想象任务如上一章的实验任务相同。进行实验仿真的数据为原始脑电信号经过阈值降噪处理后的脑电信号。

4-1-2 步骤和结果

实验的具体步骤如下:

1. 将60次实验的左右手运动想象的60导脑电信号分别分为3组,其中每组有10次实验,每组信号分别做叠加平均。
2. 对叠加平均后的脑电信号使用中值滤波器进行滤波处理。使脉冲宽度大于等于滤波器窗口一半的脉冲作为信号保留,否则作为噪声去除,窗口宽度取5。
3. 选取‘db8’紧支小波作为分解小波,使用一维离散小波变换方法对以上6组的60导脑电信号进行7层分解。使用分层阈值(式(3.12))及改进的阈值法(式(3.11))对信号做降噪处理。
4. 对所得到的重构后的60导脑电信号分为8段,即0s~1s、1s~2s、2s~3s、3s~4s、4s~5s、5s~6s、6s~7s、7s~8s共8段。其中每次信号为2000个点,分为8段,即每段为250个点,对这250个点的幅值的绝对值做求和运算,使每段为60个和值。使用MATLAB绘制轮廓图,其中一组的处理结果如图4.1所示,横、纵坐标表示脑电信号的电极位置。

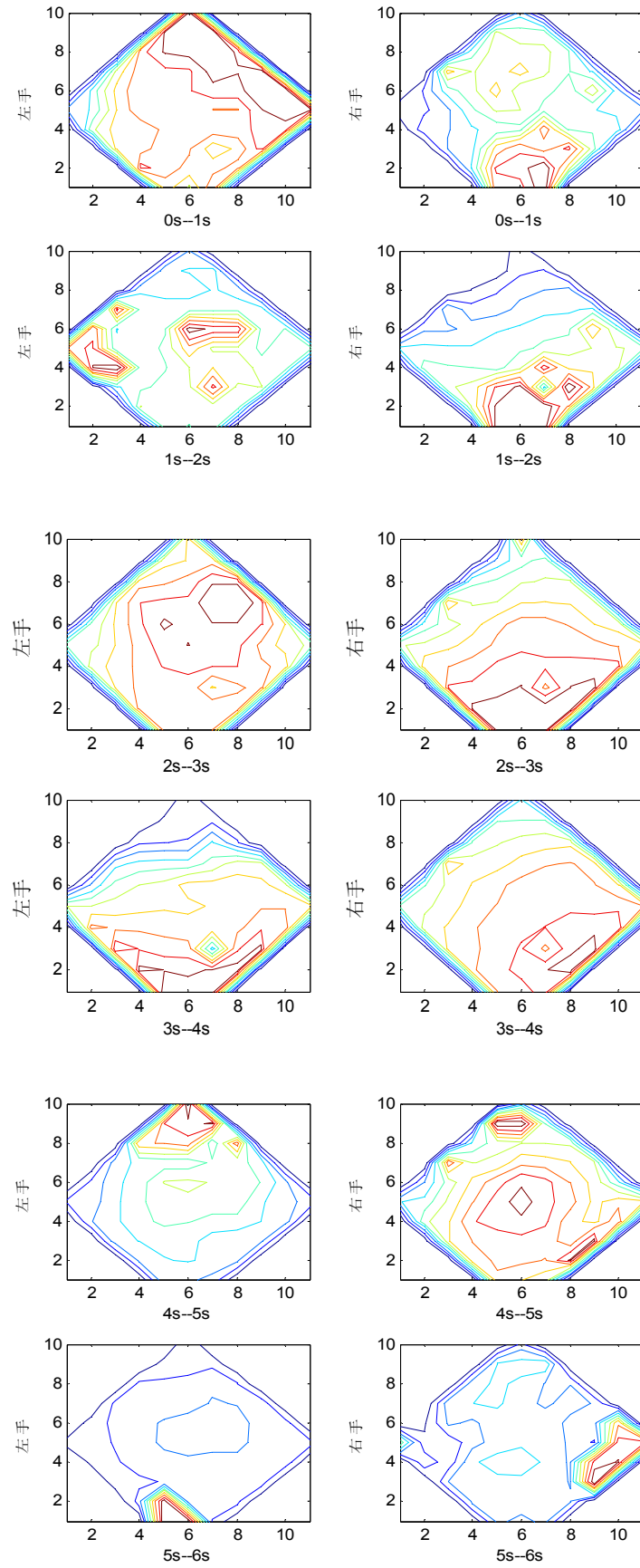


图 4.1 左右手运动想象分时脑电轮廓图

Fig.4.1 Time sharing EEG contour diagram of right and left hand moving imagine

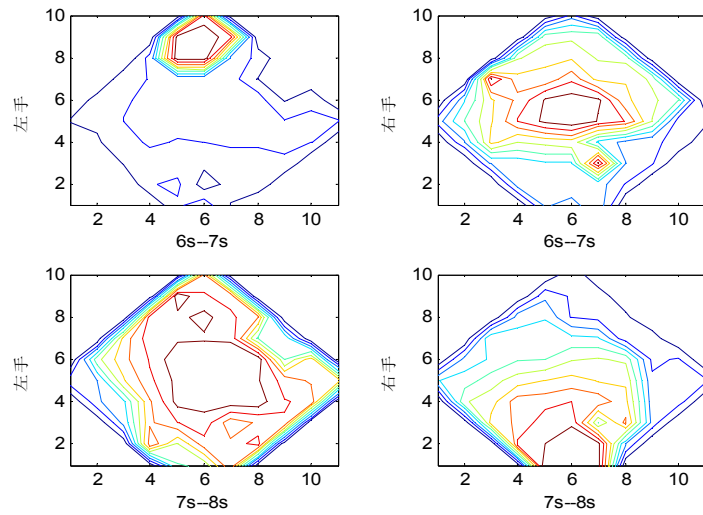


图 4.1 左右手运动想象分时脑电轮廓图 (续)

Fig.4.1 Time sharing EEG contour diagram of right and left hand moving imagine

5. 由于试验中，从第3秒起有一个指向左、右、上或下的箭头持续显示1秒钟，同时被试者进行左手、右手、足或舌的运动想象，直到第7秒十字消失为止，所以脑电信号从第3秒开始是主要部分。因而要研究热区转移问题应主要通过3s以后来分析，而由第三章的图3.9可以看出，想象初期3s~4s是信号比较强烈的部分，故而将3s~4s的部分做细分，分为间隔0.1s的6段和间隔0.2s的2段。处理方法同步骤4，使用MATLAB分别绘制脑电轮廓图，一组的处理结果如图4.2。

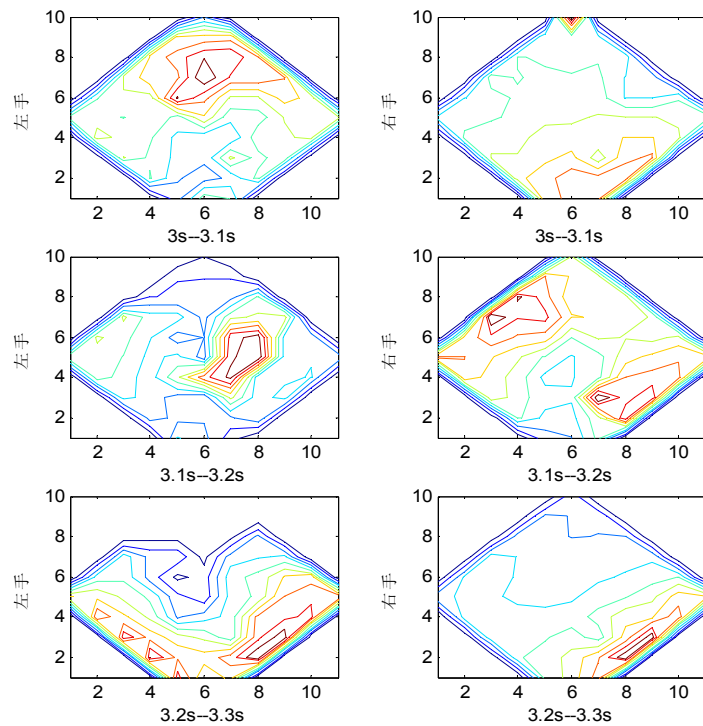


图 4.2 左右手运动想象脑电信号 3s~4s 轮廓图

Fig.4.2 Segmented 3s~4s EEG contour diagram of right and left hand moving imagine

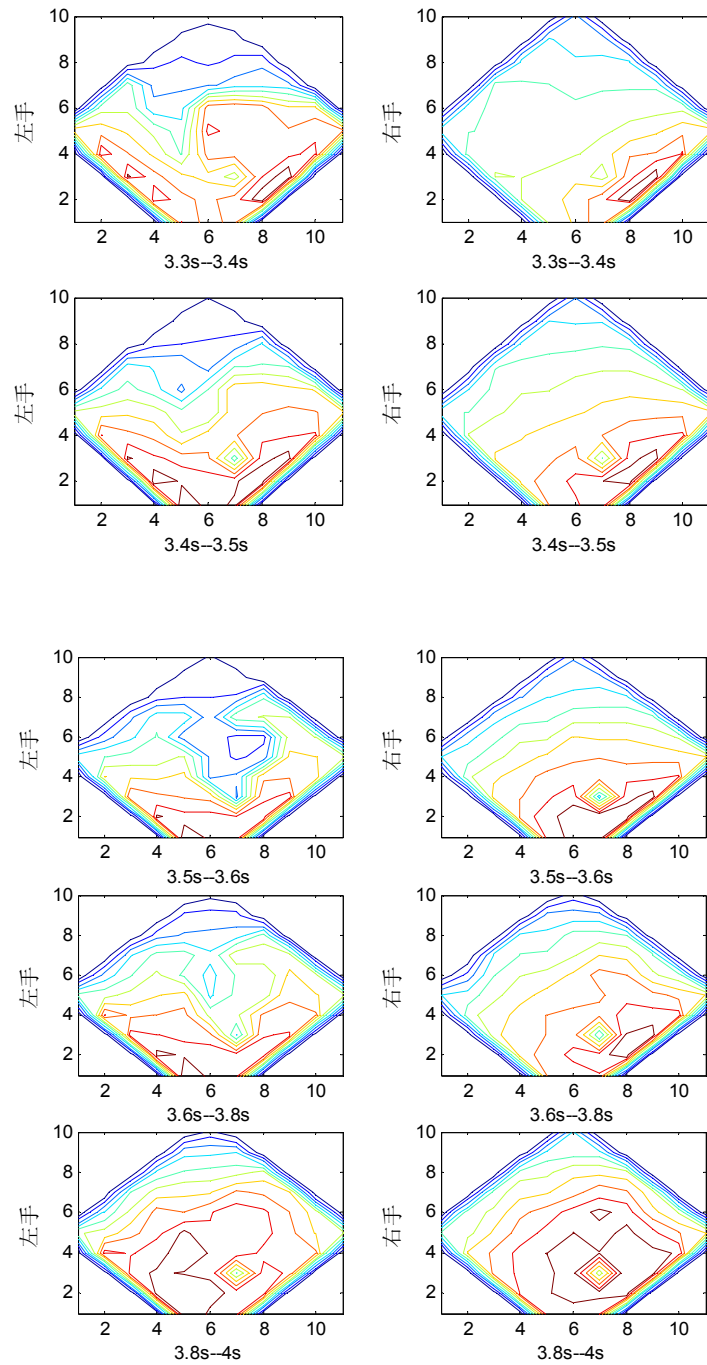


图 4.2 左右手运动想象脑电信号 3s~4s 轮廓图(续)

Fig.4.2 Segmented 3s~4s EEG contour diagram of right and left hand moving imagine

4-1-3 结果分析

本实验根据人脑在进行不同的想象思维任务的时候,会在不同的脑区域产生热区,从而对 60 导脑电信号做降噪、分类处理。结合左右手运动想象脑电实验及图 4.1,开始的 2 秒内处于安静状态,所以可以认为图示脑电信号为自发脑电,而没有诱发脑电信号产生;在第 3 秒的时刻有一个声音的刺激表示实验的开始,同时在屏幕上出现一个十字“+”,故在此时开始有诱发脑电产生,正如图在 2s~3s 的时间段里脑部的热区是一样的;而从第 3 秒起有一个指向左、右、上或下的箭头持续显示 1 秒钟,同时被试

者进行左手、右手、足或舌的运动想象,直到第 7 秒十字消失为止,故在图中显示出左手和右手运动想象的脑电信号热区的区别:3s~4s 内左手运动想象的脑电信号热区在左中央、右中央、左顶、右顶、左枕、右枕周围的区域,而右手运动想象的脑电信号热区在右中央、右顶、右后颞、右枕周围的区域;4s~5s 内左手运动想象的脑电信号热区在左前额、右前额周围的区域,而右手运动想象的脑电信号热区在左前额、右前额、左中央、右中央、右顶、右后颞周围的区域;5s~6s 内左手运动想象的脑电信号热区在左枕、右枕周围的区域,而右手运动想象的脑电信号热区在左中央、右中央、右后颞周围的区域;6s~7s 内左手运动想象的脑电信号热区在左前额、右前额周围的区域,而右手运动想象的脑电信号热区在左中央、右中央周围的区域;7s~8s 内左手运动想象的脑电信号热区在左顶、右顶、中央、左额、右额周围的区域,而右手运动想象的脑电信号热区在左顶、右顶、左枕、右枕周围的区域。尤其在第 3s~4s 和 6s~7s 这两个时间段内的差别较大,可以作为重点分析对象。

由于想象初期 3s~4s 是诱发信号比较强烈的部分,因而本实验在第 6 步的处理中又针对这一段的脑电信号做了细分处理,由图 4.2 可以看出在 3s~4s 内左手和右手运动想象的脑电信号热区的区别:3s~3.1s 内左手运动想象的脑电信号热区在左额、右额周围的区域,而右手运动想象的脑电信号热区在右顶、右枕周围的区域;3.1s~3.2s 内左手运动想象的脑电信号热区在右中央周围的区域,而右手运动想象的脑电信号热区在左额、右顶周围的区域;3.2s~3.3s 内左手运动想象的脑电信号热区在左中央、右中央、左顶、右顶、左枕、右枕周围的区域,而右手运动想象的脑电信号热区在右中央、右顶、右枕周围的区域;3.3s~3.4s 内左手运动想象的脑电信号热区在左中央、右中央、左顶、右顶、左枕、右枕周围的区域,而右手运动想象的脑电信号热区在右中央、右顶、右枕周围的区域;3.4s~3.5s 内左手运动想象的脑电信号热区在左中央、右中央、左顶、右顶、左枕、右枕周围的区域,而右手运动想象的脑电信号热区在右中央、右顶、右枕周围的区域;3.5s~3.6s 内左手运动想象的脑电信号热区在左枕周围的区域,而右手运动想象的脑电信号热区在右枕、右顶周围的区域;3.6s~3.8s 内左手运动想象的脑电信号热区在左枕周围的区域,而右手运动想象的脑电信号热区在右顶周围的区域;3.8s~4s 内左手运动想象的脑电信号热区在左中央、左顶、左枕、右枕周围的区域,而右手运动想象的脑电信号热区在右中央、右顶周围的区域。尤其在第 3.2s~4s 这几个时间段内的差别较大,可以作为重点分析对象。

上面是对一组信号的处理结果,另外几组的处理结果与上面类似,故不再一一列出。图 4.3 给出了综合几组处理结果的左右手运动想象脑电信号 3s~7s 热区移动情况,图 4.4 给出了综合几组处理结果的左右手运动想象脑电信号 3s~4s 热区移动情况,因而可以看出热区的移动性。可见,在做左手运动想象时 3s~7s 的热区是从脑部的下部左右两侧向脑上部,然后下部,再向上部移动的;而在做右手运动想象时热区是从脑部的右下部向脑上部,到脑右中部,然后向中部移动的。而在刚开始做想象运动时(3s~4s)的具体热区移动也是有很大区别的:在做左手运动想象时热区是从脑上部——脑中右部——脑下部左右两侧——脑左下部;而在做右手运动想象时热区是从脑右下部——脑右下部及左上部——脑右下部——脑中下部。由图 4.1 和图 4.2 我们还能看到,做左手运动想象时热区主要集中在脑的中部及中下部,而在做右手运动想象时热区主要集中在脑的中部及右下部,即做右手运动想象时出现在左半脑的热区比较少。证明了进行不同思维任务时在脑区域的反映是不同的,所以我们可以通过热区的移动性来初步判断和识别任务。

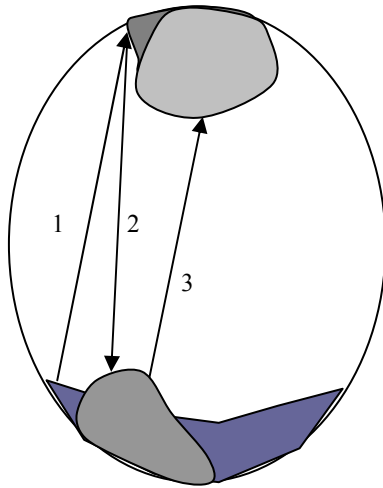


图 4.3.1 左手脑电信号 3s~7s 热区移动图

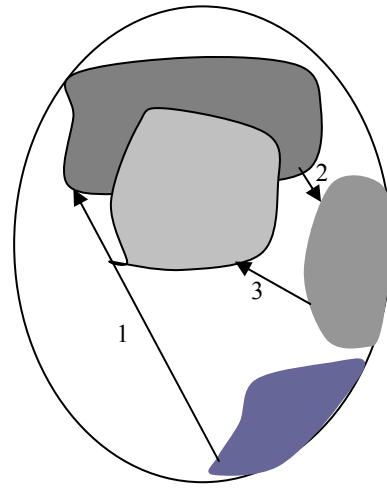


图 4.3.2 左手脑电信号 3s~7s 热区移动图

图 4.3 左右手运动想象脑电信号 3s~7s 热区移动图

Fig.4.3 Segmented 3s~7s EEG hot space removing map of right and left hand moving imagine

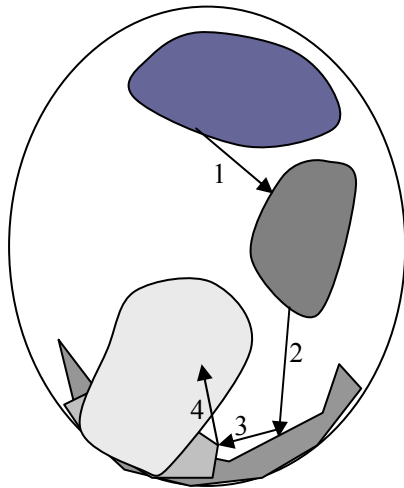


图 4.4.1 左手脑电信号 3s~4s 热区移动图

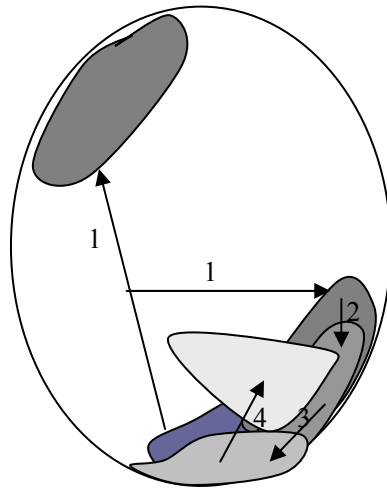


图 4.4.2 右手脑电信号 3s~4s 热区移动图

图 4.4 左右手运动想象脑电信号 3s~4s 热区移动图

Fig.4.4 Segmented 3s~4s EEG hot space removing map of right and left hand moving imagine

§4-2 左右手运动想象脑电信号的质心法分析

4-2-1 理论基础

质心就是整个形体的质量可以看作是该质点一点具有的质量。由N个质点组成的系统(质点系)，定义其质量中心为系统的质心^[62]。设在xoy平面上有n个质点，它们分别位于点 (x_1, y_1) ， (x_2, y_2) ，...， (x_n, y_n) 处，质量分别为 m_1 ， m_2 ，...， m_n ，由力学知道，该质点系的质点坐标为

$$\bar{x} = \frac{M_y}{M} = \frac{\sum_{i=1}^n m_i x_i}{\sum_{i=1}^n m_i} \quad (4.1)$$

$$\bar{y} = \frac{M_x}{M} = \frac{\sum_{i=1}^n m_i y_i}{\sum_{i=1}^n m_i} \quad (4.2)$$

其中, $M = \sum_{i=1}^n m_i$ 为质点系的总质量, $M_y = \sum_{i=1}^n m_i x_i$, $M_x = \sum_{i=1}^n m_i y_i$ 分别为该质点系对 y 轴和 x 轴的静矩。

不同时段的 60 导脑电图可以看成是由 60 个质点组成的质点系, 取脑部中央 Cz 为原点做一个坐标图, 脑电图各导联的在坐标系的位置如表 4.1 所示。分别求其质心坐标, 不仅可以看出不同时段的热区位置, 而且可以对想象运动脑电信号做初步的分类。

表4.1 60导联脑电信号坐标分布表

Tab.4.1 Distribution list of 60 channels EEG coordinate

1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
(0,5)	(-1,4)	(0,4)	(1,4)	(-2,3)	(-1,3)	(0,3)	(1,3)	(2,3)	(-3,2)	(-2,2)	(-1,2)
13	14	15	16	17	18	19	20	21	22	23	24
(0,2)	(1,2)	(2,2)	(3,2)	(-4,1)	(-3,1)	(-2,1)	(-1,1)	(0,1)	(1,1)	(2,1)	(3,1)
25	26	27	28	29	30	31	32	33	34	35	36
(4,1)	(-5,0)	(-4,0)	(-3,0)	(-2,0)	(-1,0)	(0,0)	(1,0)	(2,0)	(3,0)	(4,0)	(5,0)
37	38	39	40	41	42	43	44	45	46	47	48
(-4,-1)	(-3,-1)	(-2,-1)	(-1,-1)	(0,-1)	(1,-1)	(2,-1)	(3,-1)	(4,-1)	(-3,-2)	(-2,-2)	(-1,-2)
49	50	51	52	53	54	55	56	57	58	59	60
(0,-2)	(1,-2)	(2,-2)	(3,-2)	(-2,-3)	(-1,-3)	(0,-3)	(1,-3)	(2,-3)	(-1,-4)	(0,-4)	(1,-4)

4-2-2 步骤和结果

实验的具体步骤如下:

1. 将60次实验的左右手运动想象的60导脑电信号分别分为2组, 1组包括18次实验作为训练数据, 另1组包括12次实验作为测试数据, 将训练数据再分为6组, 每组3次实验信号信号分别做叠加平均。
2. 对训练数据和测试数据使用中值滤波器进行滤波处理。使脉冲宽度大于等于滤波器窗口一半的脉冲作为信号保留, 否则作为噪声去除, 窗口宽度取5。
3. 选取‘db8’紧支小波作为分解小波, 使用一维离散小波变换方法对以上60导脑电信号进行7层分解。使用分层阈值(式3.12)及改进的阈值法(式3.11)对信号做降噪处理。对所得到的重构后的60导脑电信号分为8段, 即0s~1s、1s~2s、2s~3s、3s~4s、4s~5s、5s~6s、6s~7s、7s~8s共8段。其中每次信号为2000个点, 分为8段, 即每段为250个点, 对这250个点的幅值的绝对值做求和运算, 使每段为60个

和值。为了方便下面的处理,将60个值求平均值,并将小于平均值的点置零,然后应用上面的质心法分别求各类脑电图的质心坐标,其中3组脑电图的质心坐标如表4.2所示。

- 将所得的各个质心点坐标作为神经网络的输入参数,对脑电信号做分类处理,输入节点为16个(左手不同时段质心),输出节点为2个,分别表示左、右手,其中测试步长为0.4,所得到的分类效果为58.3%。

表4.2 各时段质心坐标分布表

Tab.4.2 Distribution list of time-sharing coordinate

表4.2.1 第一组

左手	0s~1s	1s~2s	2s~3s	3s~4s
	(0.036,0.082)	(0.722,1.579)	(-0.43,0.844)	(-0.604,-2.384)
	4s~5s	5s~6s	6s~7s	7s~8s
	(-1.263,-2.266)	(0.021,1.915)	(-2.641,-0.05)	(0.096,2.35)
右手	0s~1s	1s~2s	2s~3s	3s~4s
	(0.065,-3.49)	(0.143,0.044)	(-0.175,0.832)	(-0.693,-0.275)
	4s~5s	5s~6s	6s~7s	7s~8s
	(-0.665,-1.001)	(2.77,-2.075)	(0.114,2.728)	(0.138,0.545)

表 4.2.2 第二组

左手	0s~1s	1s~2s	2s~3s	3s~4s
	(0.164,0.106)	(0.684,1.761)	(-0.385,0.916)	(-0.597,-2.468)
	4s~5s	5s~6s	6s~7s	7s~8s
	(-1.495,-2.289)	(0.894,2.186)	(-2.874,-0.297)	(0.265,2.844)
右手	0s~1s	1s~2s	2s~3s	3s~4s
	(0.052,-3.86)	(0.265,0.112)	(-0.243,0.681)	(-0.826,-0.341)
	4s~5s	5s~6s	6s~7s	7s~8s
	(-0.572,-0.867)	(2.842,-2.256)	(0.136,2.627)	(0.094,0.422)

表 4.2.3 第三组

左手	0s~1s	1s~2s	2s~3s	3s~4s
	(0.459,0.294)	(0.829,1.963)	(-1.056,0.511)	(-0.854,-2.043)
	4s~5s	5s~6s	6s~7s	7s~8s
	(-1.642,-2.845)	(0.279,1.943)	(-2.951,-0.05)	(0.296,2.674)
右手	0s~1s	1s~2s	2s~3s	3s~4s
	(0.072,-3.597)	(0.315,0.258)	(-0.087,0.754)	(-0.726,-0.345)
	4s~5s	5s~6s	6s~7s	7s~8s
	(-0.364,-1.297)	(2.955,-2.167)	(0.354,2.628)	(0.349,0.508)

4-2-3 结果分析

由上面的实验可以看出,质心法可以对左右手运动想象脑电信号做初步的分类,但是这种分类的效

果很不明显, 仅仅稍高于 50% 的概率, 其引起的原因可能是思维的不集中, 或每次运动想象略有差别, 或同一时间热区位置不是单一的, 所得质心为多个热区叠加所得, 因而此种方法只能作为分类的辅助方法, 不适于直接仅采用该方法做分类。同时, 本文只是想验证此种方法的可行性, 因而并未进行深入的研究。在实际应用上可采取将质心法与其它方法相结合的方式, 以期达到更好的效果。

§4-3 左右手运动想象脑电信号的特征提取及分类

4-3-1 理论基础

本实验的主要目的是对听觉和视觉诱发脑电信号进行特征提取和分类, 而实验提取的数据中, 诱发脑电信号中掺杂了大量的自发脑电信号。在第三章中我们知道, 自发脑电信号的幅值很小(通常在 $10\sim 200\ \mu\text{V}$ 之间); 而诱发电位由早波、中潜伏期波和后波三个部分组成, 早波发生在刺激后 10ms 之内, 频率范围为 $100\sim 3000\text{Hz}$, 幅度小于 $1\ \mu\text{V}$, 中潜伏期波频率范围为 $30\sim 150\text{Hz}$, 幅度为 $1\sim 10\ \mu\text{V}$, 后波是指在刺激出现 100ms 之后出现的波形, 它的频率范围为 $1\sim 30\text{Hz}$, 幅度为 $5\sim 100\ \mu\text{V}$, 视觉诱发电位基本上落在后波范围之内^[52,53]。

诱发电位信号与刺激之间存在一定的锁时关系, 通常认为噪声与诱发电位信号无关, 每次记录到的诱发电位信号比较相似^[54]。因此对诱发电位进行累加平均处理, 可以在一定程度上提高信噪比。图4.5最上面的波形是1次采样的视觉诱发信号的波形, 以下依次是5次叠加, 10次叠加, 30次叠加叠加以后的平均信号的波形。从图中可以看出, 在这组数据实验中, 1次和5次的叠加诱发电位, 几乎完全淹没在背景噪声中无法分辨, 10次叠加以后的平均信号中, 诱发电位已经十分明显。因而为了更好的提取诱发脑电信号, 可以对得到的脑电信号进行叠加平均处理, 这样可以使诱发脑电信号的幅值相对于自发脑电信号更加明显^[25,47]。

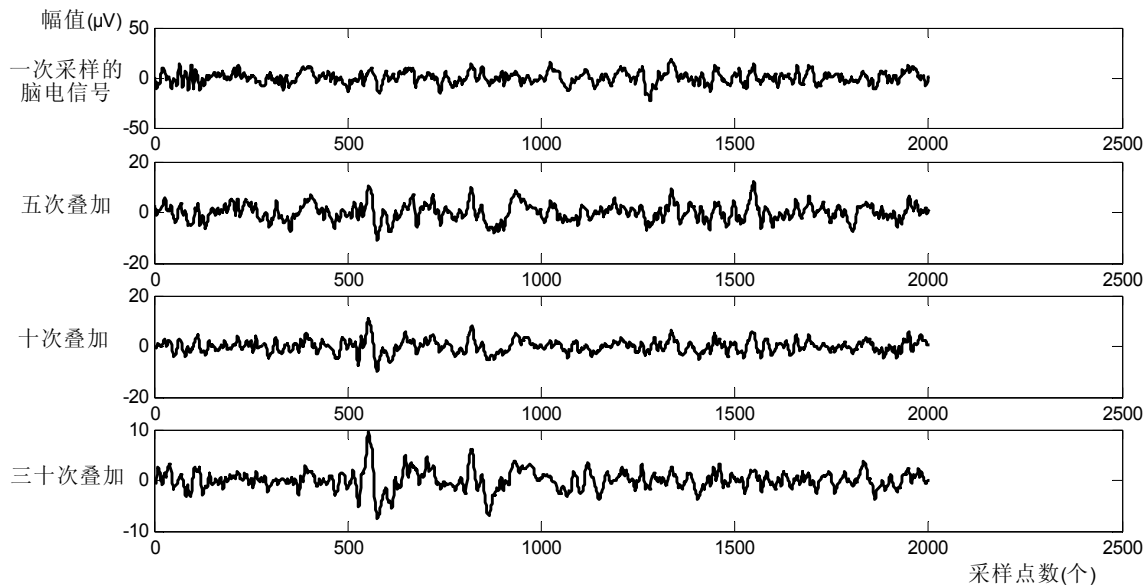


图4.5 一次采样和经过多次叠加后的诱发信号

Fig.4.5 EP of Once Sampling and through Superimposed many times

由上一节的实验分析可以看出,人脑在做左右手运动想象任务时在脑部的主要活动区为左中央、右中央、左顶、右顶、左枕、右枕、左额、右额周围的区域,其中以左中央和右中央区域为最活跃区,因而实验处理选取这两导信号作为主要处理分析信号,同时,也应兼顾其它导联的辅助作用,可适当选取上面提到的某几个导联作为分析信号^[53,61]。

4-3-2 步骤和结果

实验的具体步骤如下:

1. 将左右手运动想象的脑电信号分别分为2组,1组包括18次实验作为训练数据,另1组包括12次实验作为测试数据,将训练数据再分为6组,每组3次实验信号信号分别做叠加平均。一组C3、C4导联的左、右手运动想象脑电信号如图4.6所示。

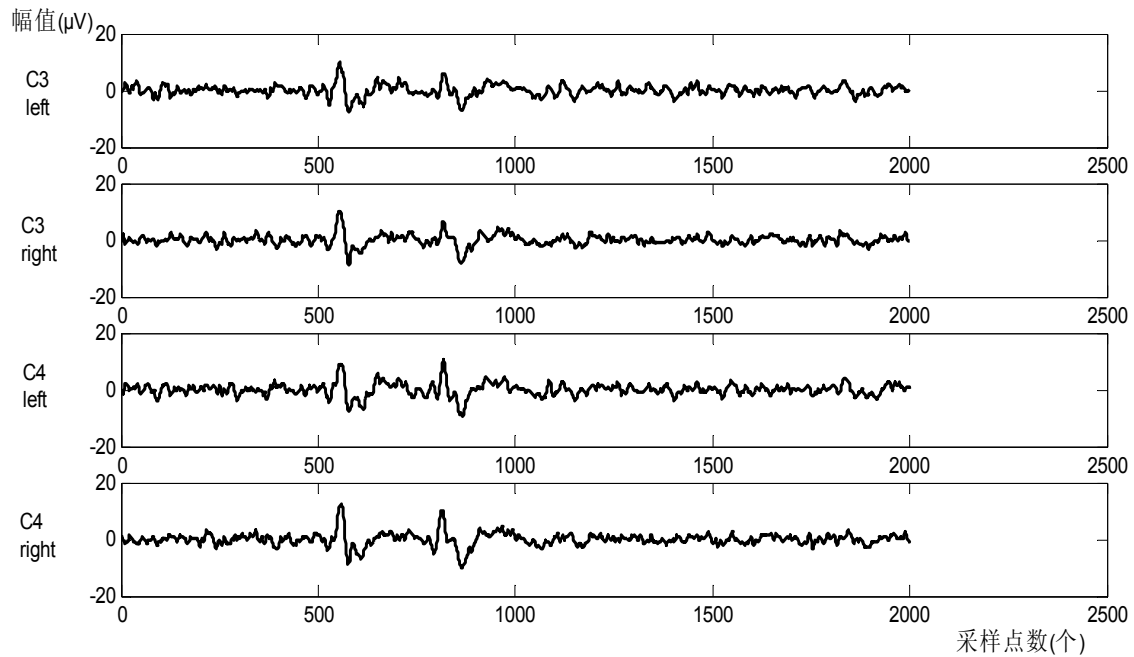


图4.6 一组C3、C4导联的左、右手运动想象脑电信号

Fig 4.6 C3、C4 channels of a block EEG

2. 对叠加平均后的脑电信号使用中值滤波器进行滤波处理。使脉冲宽度大于等于滤波器窗口一半的脉冲作为信号保留,否则作为噪声去除,从而对原始脑电信号做初次降噪。在本试验中,窗口宽度取5可以达到较好效果。
3. 选取‘db8’紧支小波作为分解小波,使用一维离散小波变换方法(使用分层阈值(式3.12)及改进的阈值法(式3.11),对 α 的取值为0.4)对以上脑电信号进行7层分解,得到小波参数估计值 $\hat{\omega}$,然后再利用估计值对信号进行重构。图4.7给出对图4.6中脑电信号使用改进方案和新阈值法处理后的结果。
4. 对所得到的重构后的脑电信号再进行7层分解(使用‘db5’紧支小波),对每层的小波系数分别求和,将求和结果作为特征参数,并使用概率神经网络对以上脑电信号进行分类,输入节点为16个(C3各层小波系数,C4每层小波系数),输出节点为2个,分别表示左、右手,其中测试步长为0.6,结果如表4.3所示。

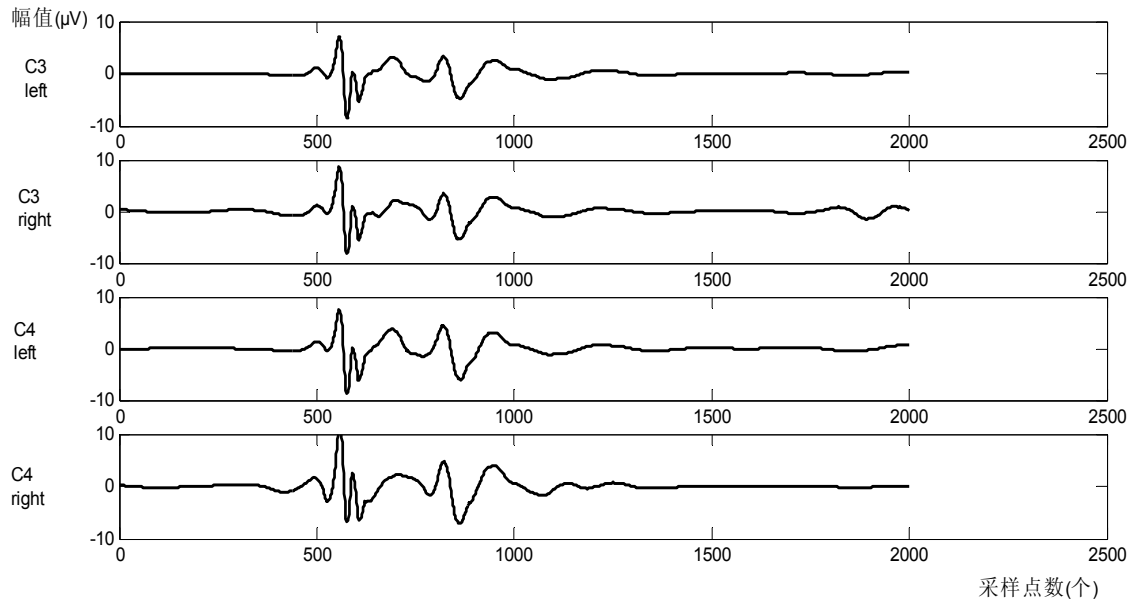


图4.7 对图4.7中脑电信号用改进方案处理后的结果

Fig.4.7 De-noising EEG of C3、C4 channels

5. 由步骤4的分类结果可见, 仅由C3、C4两个导联作为处理信号的分类效果不是很理想, 结合上面的理论分析及脑电轮廓图, 可见两种想象任务在左顶、右顶周围也有比较大的差别, 因而将这两导信号也作为分析信号进行处理, 重复步骤1~4, 图4.8给出了一组P3、P4导联的左、右手运动想象脑电信号, 图4.9给出对图4.8中脑电信号使用改进方案和新阈值法处理后的结果。表4.3给出了未做叠加处理的分类结果及只选取C3、C4两导联作为处理信号、选取C3、C4、P3、P4两导联作为处理信号

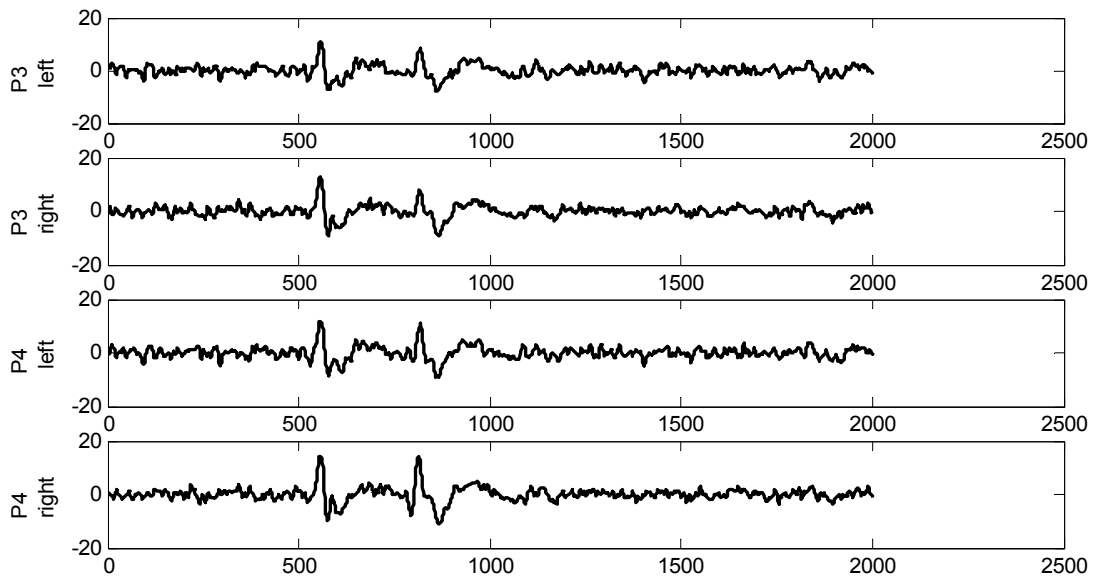


图4.8 一组P3、P4导联的左、右手运动想象脑电信号

Fig 4.8 P3、P4 channels of a block EEG

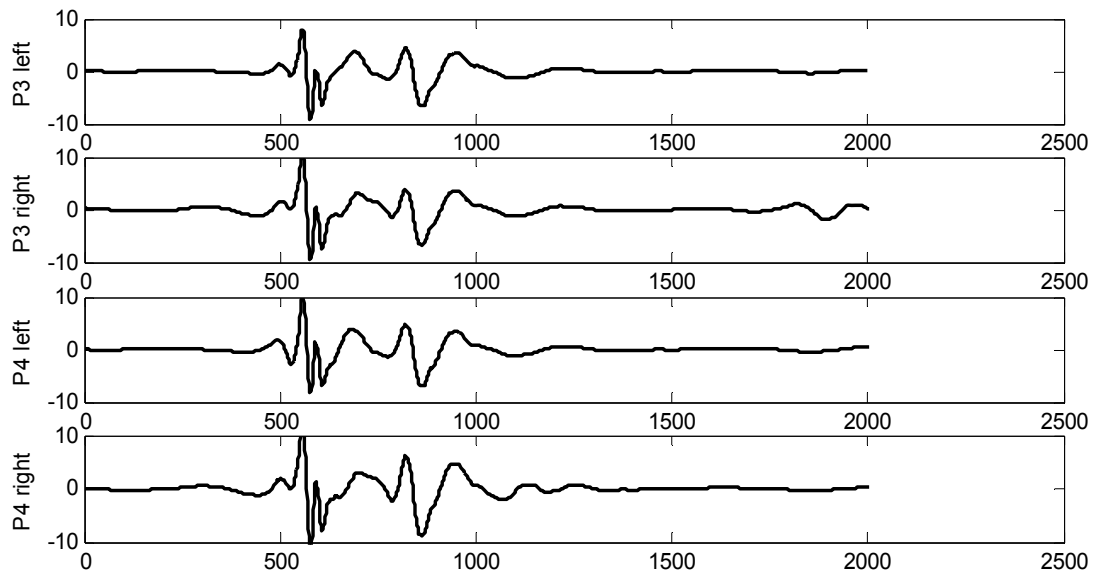


图4.9 对图4.9中脑电信号用改进方案处理后的结果

Fig.4.9 De-noising EEG of P3、P4 channels

表4.3 分类识别结果

Tab.4.3 Recognition Result

特征提取与分类方法	未叠加信号	C3、C4 导联叠加分组	C3、C4、P3、P4 导联叠加分组
识别结果	60%	75%	91.7%

4-3-3 结果分析

本实验对诱发脑电信号进行了特征提取与分类处理，主要分为两部分：一是对叠加后的 C3、C4 导联的左、右手运动想象脑电信号使用改进的小波阈值法及新阈值选取，选择合适的 α 值，及神经网络方法进行特征提取与分类，二是对叠加后的 C3、C4、P3、P4 四导联的左、右手运动想象脑电信号使用相同方法进行特征提取与分类。将分类结果与第四章的实验的分类结果作比较，可见应用叠加平均方法在诱发脑电信号的处理中十分有效。

虽然听觉和视觉诱发想象主要发生在脑部的左中央和右中央区域，但脑部的其它区域也一样有热区存在，因而本实验第二部分就是选取左中央、右中央、左顶、右顶四导联脑电信号做特征与分类处理，将各层的小波系数作为特征参数，虽然处理过程中所用的时间和复杂度会多一些，但是由分类结果可见，选取四导联脑电信号比二导联脑电信号的处理效果更好。所以在可接受的处理复杂度内可适当地增加导联信号的选取。同时，本实验也进一步证明了第三章的降噪方法的可行性。

§4-4 本章小结

本章通过两个实验，左右手运动想象诱发脑电信号的脑电图分析实验和左右手运动想象诱发脑电信号的特征提取及分类的实验，进一步证明了第三章的小波变换分层阈值及改进的阈值法对诱发脑电信号降噪的有效性。同时，诱发电位信号与刺激之间存在一定的锁时关系，通常认为噪声与诱发电位信号无

关，每次记录到的诱发电位信号比较相似。因此实验中对诱发电位进行叠加平均处理，在一定程度上提高了信噪比，实验分类效果更好。

本章在第一节提出了人脑在进行不同的想象思维任务的时候，会在不同的脑区域产生热区，并且热区会发生移动。通过其后的脑电图分析实验证明了这一想法，得到左手运动想象时热区主要集中在脑的中部及中下部，而在做右手运动想象时热区主要集中在脑的中部及右下部，即做右手运动想象时出现在左半脑的热区比较少，并且不同时间段热区会有移动的结论，说明此方法可做初步的简单分类，或作为分类的辅助方法。第二节中对一种设想的新方法(质心法)在诱发脑电信号中应用做了简单验证，说明该方法可已作为一种分类的辅助方法。而第三节正是利用前两节的结果进行了特征提取与分类实验，将各层的小波系数作为特征参数，证明了选取四导联脑电信号比二导联脑电信号的处理效果更好。说明在可接受的处理复杂度内可适当地增加导联信号的选取。

第五章 结论

脑电信号(EEG)是通过电极记录下来的脑电细胞群的自发性、节律性电活动,它包含了大量的生理与病理信息。脑电信号的研究是了解脑活动机制、人的认知过程和诊断脑疾患的重要手段。也是实现人与外界通讯的新的途经。这在临床医学和认知科学领域都具有极其重要的意义。脑-机接口(BCI)为人脑向外界传递信息建立了不通过正常神经和肌肉通道的直接通道,信息以电活动(诱发或自主EEG电位特征)的形式编码,BCI识别其特征并向外界传达命令,实现人与计算机之间或人与外部环境之间的通信。BCI系统的核心是从EEG信号中解码信息并转换为控制命令的信号处理环节。

对脑电信号进行特性分析和特征提取,国内外有关这一课题的研究日益增多。由丰富的国内外资料可知,许多经典的或现代的信号处理分析方法已经应用于脑电信号中,且已见成效。可以说,前人的工作已经为未来的研究提供了很好的基础,因此本论文在此基础上,以功能强大的小波分析方法为工具,从脑电信号的预处理技术、诱发电位信号的快速提取和诱发运动想象脑电图的分析几个方面进行了研究,提出了一些新的方法和新的思路。具体的工作包括:

(1) 深入研究了国内外脑电信号特性分析与特征提取的理论和方法,对各种分析方法的优缺点加以充分认识及总结。

(2) 研究了小波变换应用于信号降噪的基本方法,并深入研究了其中的代表方法之一:小波阈值降噪法。对传统的硬阈值函数和软阈值函数进行了比较和分析,提出了一种新的阈值函数,既保持了软阈值函数连续性的优势,又兼顾了硬阈值函数无偏差的优势,同时实现了函数多级可导,从而更便于各种数学方法的处理和实际工程应用。在此基础上,研究了小波分析在脑电信号降噪问题中的应用,根据诱发脑电信号的特点,首先在原始信号中选取左中央和右中央两导联脑电信号,再对这两导联脑电信号进行降噪,由于脑电信号中常含有尖脉冲干扰,而小波阈值法对此类干扰不起作用,因此本文提出了基于中值滤波器的自适应小波阈值降噪方法,并通过对左右手运动想象诱发脑电信号的处理实验,证实了此方法的有效性。

(3) 研究了不同想象运动任务的 60 导诱发脑电信号在不同时段的幅值变化规律,对将脑部热区移动轨迹作为运动想象脑电信号特征的可行性做了探讨。发现在做右手运动想象时出现在左半脑的热区比较少,并且热区会随着不同时间发生移动。证明了不同时间段的脑电图分析方法可以为诱发脑电信号的特征提取与分类的信号导联选取问题提供实践基础,并可作为初步的简单分类方法。

(4) 设想一种新方法——质心法在不同想象运动任务的 60 导诱发脑电信号图中的应用,证明了不同时间段的脑电图存在不同的质心,该方法进一步验证了人脑在进行不同的想象思维任务的时候,会在不同的脑区域产生热区,并且热区会随着不同时间发生移动的结论,可作为辅助分类方法。

(5) 最后,研究了脑电诱发电位提取的基本方法,并利用小波多尺度分解与重建方法对诱发电位进行了提取,实验中对诱发电位进行叠加平均处理,在一定程度上提高了信噪比,实验分类效果更好。然后,利用脑电图分析实验的结果,选取热区内的左中央、右中央、左顶、右顶四个导联的信号进行了特

征提取与分类实验,将各层的小波系数作为特征参数,证明了此种特征选取方法对分类的可行性,同时证明了选取四导联脑电信号比二导联脑电信号的处理效果更好,说明在可接受的处理复杂度内可适当地增加导联信号的选取。

小波变换以其良好的时频局部化特性在大脑神经电生理信号的分析研究中显示出独特的优势。本文利用小波技术在脑电信号降噪、诱发电位的快速提取的问题上开展了一些工作,并取得了一些成果,但本人认为仍有以下问题需要进一步研究。

(1) 在研究过程中发现,临床数据的缺乏是严重制约大脑电生理信号研究分析的一个瓶颈问题。对于复杂的脑电信号的分析,都必须建立在对大量实验数据的分析和总结的基础上,没有大量的、系统的实验数据,无论是新方法的研究还是对已有方法的验证都是不完善的。在本文的研究中,虽然耗费了大量精力通过实验采集和临床收集获得了一定量的脑电数据,但仍是很有局限的。所得到的结果也只能在有限的数据集中进行验证,其结论难免也存在一定的片面性,还有待在更完善的数据集中进一步验证和发展。

(2) 大脑是一个极端复杂的系统,对其进行处理和分析是一项非常艰巨的任务。仅仅靠一种或几种方法是无法实现大脑电生理信号中各类信息的提取和分析的,必须针对不同的问题应用相应的方法。本文虽然提出了一些综合性的改进算法,但是仍显单薄。各类谱分析技术、人工神经网络算法、学习矢量量化理论等等,都具有各自无法取代的优点,如何进一步融合多种方法进行脑电信号的分析研究也将是下一步工作的重点。

(3) 本论文虽然取得了一定的研究成果,但仅仅局限在左右手运动想象诱发电信号处理的几个基础问题上,下一步将对一些具有重要实际意义的研究课题,例如不同心理作业的脑电信号分析结果对脑-机接口的实时控制问题进行探讨。

总之,对于诱发电信号的研究,虽然经过了多年的发展,进行了大量的工作,但是由于问题的复杂性和艰巨性,目前还仅仅处于初始阶段,仍然有大量的研究领域有待开拓,大量的研究方法有待发展。

参考文献

- [1] 杨立才, 李佰敏, 李光林, 贾磊. 脑-机接口技术综述. 电子学报, 2005,7(33):1234~1241.
- [2] 杨帮华, 颜国正, 丁国清, 于莲芝. 脑-机接口关键技术研究. 北京生物医学工程, 2005, 8(24):308~311.
- [3] 何庆华, 彭承琳, 吴宝明. 脑-机接口技术研究方法. 重庆大学学报, 2002, 12(25):106~109.
- [4] Dave P. Burke, Simon P. Kelly, Philip de Chazal, Richard B. Reilly, and Ciarán Finucane. A Parametric Feature Extraction and Classification Strategy for Brain-Computer Interfacing. IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering, vol. 13, NO. 1, March 2005:12~17.
- [5] Neep Hazarika, Jean Zhu Chen, Ah Chung Tsoi, Alex Sergejew. Classification of EEG Signals Using the Wavelet Transform, DSP 97:89~92.
- [6] Pei Xiaomei, Zhang Chongxun, Xu Jin, Bin Guangyu. Adaboost for Improving Classification of Left and Right Hand Motor Imagery Tasks. 2005 First International Conference on Neural Interface and Control Proceedings, 26-28 May 2005, Wuhan, China:10~13.
- [7] 吴小培, 冯焕清, 周荷琴, 李晓辉. 结合小波变换和独立分量分析的脑电特征提取. 仪器仪表学报, 2004,01:120~124.
- [8] 王志宇, 王宏, 李一娜, 王旭. 脑-计算机接口系统中诱发脑电信号的小波分析. 东北大学学报(自然科学版), 2005, 6, 26 (6):546~549.
- [9] Rajeev Agarwal, Jean Gotman, Danny Flanagan, Bernard Rosenblatt. Automatic EEG analysis during long-term monitoring in the ICU. Electroencephalography and clinical Neurophysiology, 1998, 10(107):44~58.
- [10] Abdulhamit Subasi, Ergun Ercelebi. Classification of EEG signals using neural network and logistic regression. Computer Methods and Programs in Biomedicine, 2005, 9(78): 87~99.
- [11] M. Pregenzer, G. Pfurtscheller, D. Flotzing. Automated feature selection with a distinction sensitive learning vector quantizer. Neurocomputing, 1996, 11: 19~29.
- [12] Abdulhamit Subasi. Automatic recognition of alertness level from EEG by using neural network and wavelet coefficients. Expert Systems with Applications, 2005, 9(28): 701~711.
- [13] D. Popivanova, S. Jivkova, V. Stomonyakov, G. Nicolova. Effect of independent component analysis on multifractality of EEG during visual-motor task. Signal Processing, 2005, 7(85): 2112~2123.
- [14] Patrik Wahlberg, Goran Salomonsson. Feature Extraction and Clustering of EEG Epileptic Spikes. Computers and Biomedical Research, 1996, 7(29): 382~394.
- [15] Suresh D. Muthukumaraswamy, Blake W. Johnson. Primary motor cortex activation during action observation revealed by wavelet analysis of the EEG. Clinical Neurophysiology, 2004,4(115): 1760~1766.
- [16] Katsuluro Inow, Daiki Mori, Kota Sugioka, Gert Pfurtscheller, Kousuke Kumamaru. Feature Extraction

- of EEG Signals During Right and Left MotorImagery. SICE Annual Conference in Sapporo,2004, 8: 4~6.
- [17] R.O. Sirel, S.I. Isaacson, C.E. DAttellis. A Data-Reducing Process for Long-Term EEGs---Feature Extraction Through Digital Processing in a Multiresolotion Framework. IEEE Engineering in Medicine and Biology, 1999,2: 56~61.
- [18] Gdmundur Saevarsson, Johannes R Sveinsson, Jon Atli Benediktsson. Wavelet-Package Transformation as a Preprocessor of EEG Waveforms for Classification. Proceedings 19th International Conference-IEEE/EMBS, Chicago, IL. USA,1997,10: 1305~1308.
- [19] Teresa L. Dixon, Glenn T. Livezey. Wavelet-Based Feature Extraction for EEG Classification. 18th Annual International Conference of the IEEE Engineeringin Medicine and Biology Society, Amsterdam 1996: 1003~1004.
- [20] Jian Zhong xue, Hui Zhang, Chong Xun zheng, Xiang Guo yan. Wavelet Packet Transform for Feature Extraction of EEG during Mental Tasks. Proceedings of the Second International Conference on Machine Learning and Cybernetics,Xi' an, November 2003: 360~363.
- [21] Tong Zhang, Fusheng Yang, Qingyu Tang. Wavelet Based Approach for Detecting and Classfing Epileptiform Waves in EEG. Proceedings of The First Joint BMES/EMBS Conference Serving Humanity, Advancing Technology, Atlanta, GA, USA, Oct 13-16, 1999: 943~944.
- [22] G.Henning, O.Hoenecke, P.Husar, K.Schellhorn, U.Trautwein. Time-Frequency Analysis of Flicker-Burst Visual Evoked Responses. IEEE-EMBC and CMBEC, 1995: 1077~1078.
- [23] A.Pressman, A.Peled, A.B.Geva. Synchronization Analysis of Muli-Channel EEG of Schizophrenic during Working-Memory Tasks. IEEE, 2000: 337~341.
- [24] 何为, 陈香, 杨基海. 不同思维作业脑电信号的高准确度模式分类. 上海生物医学工程, 2004, 12 (4) :33~37.
- [25] 许慰玲, 黄静霞, 沈民奋. 基于小波包分解的时变脑电节律提取. 数据采集与处理, 2004, 3 (19) :28~31.
- [26] 季忠, 曹怡, 秦树人. 应用多分辨率小波变换提取脑电信号异常节律. 重庆大学学报, 2002, 7 (25) :144~148.
- [27] 陈香, 杨基海, 叶铎, 何为, 梁政, 冯焕清. 基于不同特征参数的脑电信号分类. 北京生物医学工程, 2004, 12(23) :272~276.
- [28] 徐宁寿, 张建华, 曹正才. 小波变换在视觉诱发脑电信号提取中的应用——提取视觉诱发脑电信号的新方法之三. 北京工业大学学报, 2000, 12(26) :9~14.
- [29] 钟伯成, 吴小培. 基于小波变换的脑电信号瞬态特征提取. 模式识别与瞬态特征提取, 2000, 6 (13) :218~221.
- [30] 张壹, 田力丰, 贾莲凤. 一种基于小波变换的脑电信号特征分析方法. 电子测量与学报, 2004年增刊 :667~671.
- [31] 吴小培, 冯焕清, 周荷琴, 王涛. 基于混合小波变换的瞬态信号检测方法. 生物医学工程学杂志,

- 2001, 18 (1) :60~63.
- [32] 吴小培, 黄立霞. 小波变换在脑电信号瞬态特征提取中的应用. 光学神经网络、全息术与光学、数字图像处理, 2005年增刊2:241.
- [33] 张建华, 徐宁寿, 潘映辐. 内膜滤波与小波分解结合用于视觉诱发脑电信号提取——提取视觉诱发脑电信号的新方法之六. 北京工业大学学报, 2001, 6(27) :143~147.
- [34] 吴小培, 冯焕清, 周荷琴, 王涛. 基于小波变换的脑电信号噪声消除方法. 电路与系统学报, 2000, 7(5) :96~98.
- [35] 吴小培, 冯焕清, 周荷琴, 王涛. 基于小波变换的脑电瞬态信号检测. 数据采集与处理, 2001, 3(16) :86~89.
- [36] 曹阳, 袁林. 小波分析原理及在脑电图中的应用. 医疗仪器, 2005, 12(18) :22~23.
- [37] 熊新兵, 焦晓军, 陈亚光. 用提升小波变换提取诱发脑电. 中南民族大学学报(自然科学版), 2004, 9(23) :34~37.
- [38] 钟伯成, 黄体乾, 吴小培. 一种基于小波变换的脑电信号处理的新方法. 微电子学与计算机, 2000, 4 :57~60.
- [39] 王巧兰, 季忠, 秦树人. 基于小波变换的脑电噪声消除方法. 重庆大学学报(自然科学版), 2005, 7(28) :15~18.
- [40] Ernane J.X. Costa, Euvaldo F. Cabral Jr. EEG-based discrimination between imagination of left and right hand movements using adaptive gaussian representation, Medical Engineering & Physics 22 (2000):345~348.
- [41] 游荣义, 陈忠. 基于小波变换的盲信号分离的神经网络方法. 仪器仪表学报, 2005, 4(26) :415~418.
- [42] 王浩, 刘冲, 王宏. 基于小波变换的脑电特征信号自动检测方法. 仪器仪表学报, 2005, 8(26增刊) :4~5.
- [43] 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. 国外医学生物医学工程分册, 2004, 12(27) :321~326.
- [44] Christian Niederbofer, Ronald Tetzlaff. Recent Results on the Prediction of EEG Signals in Epilepsy by Discrete-Time Cellular Neural Networks (DTCNN). IEEE, 2005: 5218~5221.
- [45] Tamer Demiralp, Ahmet Ademoglu, Haluk Dulger, H.Ozcan Gulqur. Prestimulus EEG Classification by Means of Parametric Methods to Characterize Evoked Potential Variabilities. International Biomedical Engineering Days, 1992: 151~156.
- [46] Genevieve Jacques, Jennifer L.Frymiere, John Kounios, Christopher Clark, Robi Polikar. Multiresolution Wavelet Analysis and Ensemble of Classifiers for Early Diagnosis of Alzheimer's Disease. ICASSP, 2005: 389~392.
- [47] Amir B. Geva, Dan H. Kerem. Forecasting Generalized Epileptic Seizures from the EEG Signal by Wavelet Analysis and Dynamic Unsupervised Fuzzy Clustering. IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 1998, 10(45): 1205~1216.

- [48] 诸强 综述, 王明时 审校. 左右手运动想象脑电模式的识别. 生物医学工程学杂志, 2004, 12 (6) :1031~1034.
- [49] David Lowe. Feature Space Embeddings for Extracting Structure from Single Channel Wake EEG using RBF Networks. IEEE, 1998: 428~437.
- [50] Katsuhiko Inoue, Kousuke Kumamaru, Ryuji Yano, Akiko Hayashi, Ayumi Yamauchi, Shigeaki Matsuoka. Feature Extraction Method of EEG Waves under Visual Recognition Task. SICE, 2002, 8: 299~301.
- [51] A Prochka, M Storek. Wavelet Transform Use for Signal Classification by Self-Organizing Neural Networks. Artificial Neural Networks, 1995,7(409): 26~28.
- [52] 叶睿, 刘海华. 小波变换和AR模型在脑电信号处理中的应用. 现代电子技术, 2006, 7(14) :102~104.
- [53] 陈祥训. 对几个小波基本概念的理解. 电力系统自动化, 2004,1(28) :1~6.
- [54] 刘明宇, 王珏, 魏娜, 燕楠, 郑崇勋. 实时脑电信号眼电伪差去除方法的研究. 西安交通大学学报, 2004,12(38) :1036~1039.
- [55] Mohd Daud.S, Yunus.J. Classification of Mental Tasks Using De-Noised EEG Signals. ICSP'04 Proceedings, 2004: 2206~2209.
- [56] Sae B.Kim, Yong H.Lee, Ju H. Kim, Sun I.Kim. Automatic Detection of Epileptiform Activity Using Wavelet and Expert Rule Base. Proceedings of the 20th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society, 1998, 4(20): 2078~2080.
- [57] Atsuo Mnrata, Atsushi Uetake. Evaluation of Mental Fatigue in Human-Computer Interaction Analysis Using Feature Parameters Extracted from Event-related Potential. IEEE International Worksop on Robot and Human Interactive Communication, 2001: 630~635.
- [58] Martins N., Rosa A.C.. EEG Non-stationary Spectrum Analysis and Feature Extraction. IEEE, 1996: 881~886.
- [59] Cheng-Wen KO, Yue-Der Lin, Hsiao-Wen Chung, Gwo-Jen Jan. an EEG Spike Detection Algorithm Using Artificial Neural Network with Multi-Channel Correlation. Proceedings of the 20th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society, 1998, 4(20): 2070~2073.
- [60] Pegu Zurjum, Mostefa Mesbah. Discrete Wavelet Transform Based Seizure Detection in Newborns EEG Signals. IEEE, 2003: 459~463.
- [61] 孔繁伟. 基于小波变换的脑电信号处理研究 [硕士学位论文]. 山东大学, 2005, 5.
- [62] 华小梅. 在脑-机接口技术中应用小波变换分析视觉诱发电位 [硕士学位论文]. 华中科技大学, 2004, 3.

致 谢

本论文的全部研究工作均是在导师贾志成教授和高振斌副教授的热情关怀和悉心指导下完成的。贾志成导师和高振斌导师从我论文的选题、具体研究到论文的审阅定稿，都倾注了巨大的心血，并在多方面给予了我极大的鼓励和帮助。他们渊博的学识，严谨的治学态度都对我产生了有益而深远的影响，将使我终生受益。在此谨向他们致以最崇高的敬意和最诚挚的感谢！

感谢我的父母所做出的无私的奉献与牺牲，他们一如既往的支持是我完成硕士学位学业的重要保证！

同时也对在我研究生两年多的学习和生活中给予过我帮助的所有老师和同学致以深深的谢意！

最后，向所有参加评阅论文的专家、教授、老师们表示诚挚的谢意！

攻读学位期间所取得的相关科研成果

- 1 Jia Xi, Gao Zhenbin. EEG Signal Denoising Based on Wavelet Transform. International Symposium on Test Automation and Instrumentation (ISTAI'2006), Bei jing. 2006, 9: 506~509.
- 2 高振斌, 贾希, 贾志成. 基于小波变换的脑电信号降噪方法的研究. 河北工业大学学报. 2006, 6(35): 30~33.

作者: [贾希](#)
学位授予单位: [河北工业大学](#)

本文读者也读过(10条)

1. [邹清](#) [基于AR模型的脑电信号特征提取与识别](#)[学位论文]2008
2. [黄思娟](#), [吴效明](#), [HUANG SiJuan](#), [WU Xiaoming](#) [基于能量特征的脑电信号特征提取与分类](#)[期刊论文]-[传感技术学报](#)2010, 23(6)
3. [杨彬](#) [基于脑-机接口的想象运动脑电信号的分析](#)[学位论文]2008
4. [张振旺](#) [脑机接口中想象运动分类算法的研究](#)[学位论文]2007
5. [高均波](#) [基于脑电的想象运动分类算法研究](#)[学位论文]2008
6. [白冬梅](#) [脑电信号的特性分析与特征提取](#)[学位论文]2005
7. [吴婷](#), [颜国正](#), [杨帮华](#), [WU Ting](#), [YAN Guo-zheng](#), [YANG Bang-hua](#) [一种快速的脑电信号特征提取与分类方法](#)[期刊论文]-[系统仿真学报](#)2007, 19(18)
8. [穆振东](#), [肖丹](#), [Mu Zhen-dong](#), [Xiao Dan](#) [基于信息约简的脑电信号特征提取](#)[期刊论文]-[中国组织工程研究与临床康复](#)2010, 14(9)
9. [周鹏](#) [基于运动想象的脑机接口的研究](#)[学位论文]2007
10. [伍亚舟](#) [基于想象左右手运动思维脑电BCI实验及识别分类研究](#)[学位论文]2007

引证文献(1条)

1. [林祥坤](#), [杨蓉](#), [贡旭彬](#), [吴正平](#) [脑机接口前端设计](#)[期刊论文]-[电子世界](#) 2013(10)

本文链接: http://d.wanfangdata.com.cn/Thesis_D042417.aspx